



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

TUGAS AKHIR - KS141501

PERAMALAN INFLASI DI INDONESIA DENGAN MENGUNAKAN METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)

Desy Lasterina

NRP 5212100169

**Dosen Pembimbing:
Edwin Riksakomara, S.Kom., M.T.**

**JURUSAN SISTEM INFORMASI
Fakultas Teknologi Informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2016**



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

FINAL PROJECT - KS141501

FORECASTING OF INFLATION IN INDONESIA USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN) METHOD

Desy Lasterina
NRP 5212 100 169

Supervisor:
Edwin Riksakomara, S.Kom., M.T.

DEPARTMENT OF INFORMATION SYSTEMS
Faculty of Information Technology
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2016

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis tuturkan kepada Tuhan Yesus Kristus karena atas kasih karunia dan pertolongan-Nya, penulis dapat menyelesaikan laporan tugas akhir dengan judul: “**Peramalan Inflasi di Indonesia dengan Menggunakan Metode Artificial Neural Network**” yang merupakan salah satu karya penulis sekaligus syarat kelulusan pada Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Tugas akhir ini tidak akan pernah terwujud tanpa bantuan dan dukungan dari berbagai pihak yang sudah meluangkan waktu, tenaga, dan pikirannya bagi penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini. Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih sebesar-besarnya kepada pihak di bawah ini, yaitu:

1. Kedua orangtua, kakak, adik dan keluarga yang senantiasa selalu mendoakan dan memberikan kasih sayang serta semangat tiada henti untuk menyelesaikan Tugas Akhir.
2. Bapak Edwin Riksakomara, S.Kom., M.T., selaku dosen pembimbing yang telah banyak meluangkan waktu untuk membimbing, mengarahkan, dan mendukung dalam penyelesaian Tugas Akhir.
3. Bapak Tony Dwi Susanto, ST, MT, Ph.D., ITIL., selaku dosen wali yang senantiasa memberikan pengarahan dan motivasi selama penulis menempuh masa perkuliahan dan pengerjaan Tugas Akhir.
4. Pak Bambang, selaku admin laboratoriu E-Bisnis yang membantu dalam hal administrasi penyelesaian Tugas Akhir.
5. Bapak dan Ibu dosen pengajar beserta karyawan Jurusan Sistem Informasi, FTIF ITS Surabaya yang telah memberikan ilmu dan bantuan kepada penulis selama masa perkuliahan
6. Brilliant Oka atas nasihat, semangat dan doa bagi penulis dalam mengerjakan tugas akhir ini.

7. Teman-teman seperjuangan Nella, Dea, Janice, Widya, Daniswari, Putri Larasati dan teman-teman SOLA12IS lainnya, yang selalu memberikan semangat positif untuk menyelesaikan Tugas Akhir dengan tepat waktu.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih belum sempurna dan memiliki banyak kekurangan di dalamnya. Dan oleh karena itu, penulis meminta maaf atas segala kesalahan yang dibuat penulis dalam buku Tugas Akhir ini. Penulis membuka pintu selebar-lebarnya bagi pihak yang ingin memberikan kritik dan saran, dan penelitian selanjutnya yang ingin menyempurnakan karya dari Tugas Akhir ini. Semoga buku Tugas Akhir ini bermanfaat bagi seluruh pembaca.

Surabaya, Desember 2015

Penulis

LEMBAR PENGESAHAN

PERAMALAN INFLASI DI INDONESIA DENGAN MENGUNAKAN METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)

TUGAS AKHIR

Disusun untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer

pada
Jurusan Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

DESY LASTERINA
NRP 5212 100 169

Surabaya, Januari 2016

KETUA
JURUSAN SISTEM INFORMASI

Dr.Ir. Aris/Tjahyanto, M.Kom.
NIP 19650310 199102 1 001

LEMBAR PERSETUJUAN

PERAMALAN INFLASI DI INDONESIA DENGAN MENGUNAKAN METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)

TUGAS AKHIR

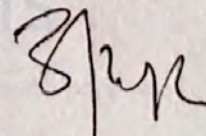
Disusun untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
pada
Jurusan Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

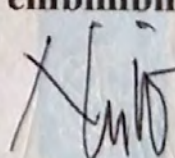
DESY LASTERINA
5212 100 169

Disetujui Tim Penguji : Tanggal Ujian : 14 Januari 2016
Periode Wisuda : Maret 2016

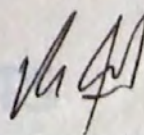
Edwin Riksakomara, S.Kom., M.T.


(Pembimbing I)

Nur Aini Rahmawati S.Kom., M.Sc.Eng.


(Penguji I)

Nisfu Asrul Sani S.Kom., M.Sc.


(Penguji II)

PERAMALAN INFLASI INDONESIA MENGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Nama Mahasiswa : Desy Lasterina
NRP : 5212 100 169
Jurusan : Sistem Informasi FTIF-ITS
Pembimbing 1 : Edwin Riksakomara, S.Kom, M.T

ABSTRAK

Inflasi merupakan kenaikan harga-harga secara umum dan terus menerus, namun kenaikan harga yang terjadi pada satu atau dua barang tidak dapat dikatakan sebagai inflasi kecuali kenaikan tersebut mempengaruhi kenaikan harga barang lainnya. Inflasi yang tidak stabil dan tinggi masih menjadi permasalahan utama perekonomian di Indonesia. Selama 5 tahun terakhir dari tahun 2009-2014 tercatat di antara negara-negara anggota ASEAN, Indonesia selalu menempati peringkat pertama dengan tingkat inflasi paling tinggi. Didasari oleh permasalahan-permasalahan diatas maka perlu dilakukan peramalan inflasi di Indonesiasebagai alat untuk pengambil keputusan dan kebijakan bagi pemerintah. Pada penelitian ini, digunakan metode Artificial Neural Network untuk meramalkan inflasi di Indonesia. Tugas akhir ini menghasilkan sebuah model peramalan Inflasi di Indonesia yang memiliki nilai MAPE 15.24% sehingga hasil peramalan ini dapat dikategorikan baik. Hasil dari peramalan selanjutnya dapat digunakan oleh pemerintah sebagai pertimbangan dalam mengambil keputusan dan kebijakan ekonomi seperti tindakan pencegahan untuk menjaga stabilitas inflasi.

Kata kunci : *peramalan, inflasi, artificial neural network*

FORECASTING OF INFLATION IN INDONESIA USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN) METHOD

Student Name : Desy Lasterina
NRP : 5212 100 169
Department : Sistem Informasi FTIF-ITS
Supervisor 1 : Edwin Riksakomara, S.Kom, M.T

ABSTRACT

The terminology of inflation is an event when the price of goods is increasing continuously, but if the price of goods is increasing only on one or two goods, it can not be called as inflation except it affect the increasees of other goods. Over the last 5 years from 2009-2014 listed among the member countries of ASEAN, Indonesia has always at the first position with the highest inflation rate. Based on the issues, it is necessary to forecast inflation as an instrument for decision-makers and policy for government. This research will used Artificial Neural Network method to predict the amount of inflation in Indonesia. The result is a model of forecasting inflation in Indonesiawhichhas a value of MAPE 15.24% . Results of forecasting can be used by governments as a consideration in making decisions and economic policy as preventive measures to maintain the stability of inflation.

Keywords : *Forecasting, inflation, artificial neural network*

DAFTAR ISI

ABSTRAK.....	vii
ABSTRACT	viii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR GAMBAR	xiv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Perumusan Masalah	3
1.3. Batasan Masalah	3
1.4. Tujuan Tugas Akhir	4
1.5. Manfaat Tugas Akhir.....	4
1.6. Relevansi Tugas Akhir	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1. Studi Sebelumnya	7
2.1.1. Penelitian 1	7
2.1.2. Penelitian 2	8
2.1.3. Penelitian 3	10
2.2. Dasar Teori	12
2.2.1. Inflasi	12
2.2.2. Peramalan	13
2.2.3. Artificial Neural Network	17
2.2.4. Metode Backproppagation	13
2.2.5. Algoritma Backpropagation	24
2.2.6. Inisialisasi Bobot (W) dan Bias (θ).....	31
2.2.7. Laju Pembelajaran (η).....	31
2.2.8. Momentum (α).....	32

2.2.9.	Perhitungan Tingkat Akurasi	32
BAB III	METODOLOGI PENELITIAN	35
3.1.	Metodologi Penelitian	35
3.2.	Uraian Metodologi	36
3.2.1	Studi Literatur.....	36
3.2.2	Pengumpulan dan Penyiapan Data	36
3.2.3	Perancangan Model <i>Artificial Neural Network</i>	36
3.2.3	Implementasi Model <i>Artificial Neural Network</i>	38
3.2.3	Analisa Hasil Peramalan.....	38
3.2.4	Penyusunan Laporan Tugas Akhir	38
BAB IV	PERANCANGAN.....	41
4.1	Perancangan Data	41
4.2	Pra-Proses Data	41
4.3	Perancangan Model <i>Artificial Neural Network</i>	42
BAB V	IMPLEMENTASI	45
5.1.	Penyiapan Data Masukan	45
5.2.	Normalisasi/Pre-processing	45
5.3.	Pembentukan Jaringan Syaraf Tiruan	46
5.4.	Penentuan Parameter JST	47
5.5.	Proses Pelatihan (Training)	47
5.6.	Simulasi <i>Training</i>	48
5.7.	Denormalisasi/Post Processing <i>Training</i>	48
5.8.	Testing	49
5.9.	Simulasi <i>Testing</i>	50
5.10.	Denormalisasi/Postprocessing pada <i>Testing</i>	50
BAB VI	HASIL PEMBAHASAN	55
6.1.	Hasil Normalisasi	55
6.2.	Hasil Eksperimen	56
6.3.	Uji Coba Penentuan Parameter Model Peramalan	57
6.4.	Model Terbaik	60
6.5.	Peramalan Inflasi Indonesia	61

BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN	67
7.1 Kesimpulan.....	67
7.2 Saran.....	67
BIODATA PENULIS.....	73
LAMPIRAN A.....	1
LAMPIRAN B.....	1
LAMPIRAN C.....	1

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Referensi Penelitian [6]	7
Tabel 2.2. Referensi Penelitian [7]	8
Tabel 2.3. Referensi Penelitian [8]	10
Tabel 2.4 Inisial nilai bobot neural network	28
Tabel 4.1 Data inflasi	42
Tabel 4.2 Rancangan Model Peramalan	43
Tabel 6.1 Hasil normalisasi data training	55
Tabel 6.2 Hasil eksperimen	57
Tabel 6.3 Hasil uji coba parameter	58
Tabel 6.4 Hasil peramalan inflasi Indonesia	61

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Pola data trend	15
Gambar 2.2 Pola data musiman.....	15
Gambar 2.3 Pola data siklus	16
Gambar 2.4 Pola data stasioner	16
Gambar 2.5 Arsitektur <i>Artificial Neural Network</i>	17
Gambar 2.6 Arsitektur jaringan lapis tunggal	18
Gambar 2.7 Arsitektur lapisan jamak	19
Gambar 2.8 Fungsi aktivasi.....	20
Gambar 2.9 Contoh neural network sederhana	27
Gambar 2.10 Pengaruh laju pembelajaran.....	32
Gambar 3.1 Metodologi Penelitian	35
Gambar 3.2 Arsitektur AANN dalam penelitian	37
Gambar 6.1 Model Artificial Neural Network 8-4-1.....	60
Gambar 6.2 Perbandingan data aktual dengan prediksi	63

BAB I

PENDAHULUAN

Pada bab pendahuluan ini akan diuraikan proses identifikasi masalah dalam penelitian yang meliputi latar belakang masalah, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan tugas akhir, dan manfaat kegiatan tugas akhir. Berdasarkan uraian pada bab ini, diharapkan gambaran umum atas permasalahan dan pemecahan masalah pada tugas akhir dapat dipahami.

1.1. Latar Belakang

Inflasi merupakan kenaikan harga-harga secara umum dan terus menerus, namun kenaikan harga yang terjadi pada satu atau dua barang tidak dapat dikatakan sebagai inflasi kecuali kenaikan tersebut mempengaruhi kenaikan harga barang lainnya. Inflasi dapat terjadi karena dipengaruhi oleh berbagai faktor Seperti Indeks Harga Konsumen (IHK) , Indeks Harga Perdagangan Besar(IHPB) dan Deflator Produk Domestik Bruto[1].

Salah satu indikator yang dapat digunakan untuk menganalisa keadaan ekonomi dalam sebuah negara adalah laju inflasi. Laju inflasi yang rendah dan stabil sangat diperlukan untuk menjaga pertumbuhan ekonomi sehingga dapat memberikan manfaat dalam peningkatan kesejahteraan masyarakat. Sebaliknya, laju inflasi yang tinggi dan tidak stabil akan memberikan dampak negatif terhadap perekonomian.

Dampak negatif yang ditimbulkan dari inflasi yang tinggi dan tidak stabil antara lain adalah pertama, menyebabkan penurunan pendapatan riil masyarakat. Hal ini akan mengakibatkan semakin beratnya beban hidup yang dirasakan oleh masyarakat, khususnya masyarakat dengan strata ekonomi bawah. Dampak negatif kedua adalah akan menciptakan ketidakpastian sehingga menyulitkan

pelaku ekonomi dalam mengambil keputusan. Berdasarkan pengalaman, inflasi yang tidak stabil menciptakan kesulitan bagi masyarakat untuk membuat keputusan dalam melakukan konsumsi, produksi dan investasi sehingga berdampak pada menurunnya pertumbuhan ekonomi. Dan dampak ketiga adalah tekanan pada nilai mata uang. Hal ini terjadi jika tingkat inflasi domestik lebih tinggi dari tingkat inflasi negara lain sehingga tingkat bunga domestik riil menjadi tidak kompetitif dan pada akhirnya mempengaruhi nilai mata uang[1].

Inflasi yang tidak stabil dan tinggi masih menjadi permasalahan utama perekonomian di Indonesia. Selama 5 tahun terakhir dari tahun 2009-2014 tercatat di antara negara-negara anggota ASEAN, Indonesia selalu menempati peringkat pertama dengan tingkat inflasi paling tinggi[2].

Untuk mengatasi permasalahan diatas, Bank Indonesia dan pemerintah melakukan berbagai upaya dalam menstabilkan laju inflasi Indonesia yaitu dengan membuat kebijakan moneter dan target inflasi tahunan yang ditetapkan pada Peraturan Menteri Keuangan(PMK) Nomor 66 tentang Sasaran Inflasi tahun 2013, 2014 dan 2015. Sasaran inflasi tersebut diharapkan dapat menjadi sebuah acuan bagi pebisnis dan masyarakat dalam melakukan kegiatan ekonomi sehingga tingkat inflasi menjadi rendah dan stabil[3][4].

Upaya yang dilakukan belum optimal karena masih tidak tercapainya target inflasi yang sudah ditetapkan pemerintah . Pada tahun 2013 dan 2014 ditargetkan tingkat inflasi Indonesia sebesar 4,5%[4] namun pada aktualnya, tingkat inflasi pada tahun 2013 dan 2014 tidak mencapai target yaitu masing-masing sebesar 8,38% dan 8,36%[3]. Didasari oleh permasalahan-permasalahan diatas maka perlu dilakukan peramalan inflasi sebagai alat untuk pengambil keputusan dan kebijakan bagi pemerintah.

Dalam tugas akhir ini, akan dilakukan peramalan tingkat inflasi menggunakan metode Artificial Neural Network (ANN). Metode ANN merupakan metode yang paling sering digunakan dalam melakukan peramalan di bidang ekonomi karena metode ini dianggap memiliki kekuatan penjelas yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode tradisional. Model ANN juga telah menggungguli metode tradisional dalam banyak kasus peramalan harga saham dan mata uang[5]. Hasil dari model peramalan selanjutnya dapat digunakan oleh pemerintah sebagai pertimbangan dalam mengambil keputusan dan kebijakan ekonomi seperti tindakan pencegahan untuk menjaga stabilitas inflasi.

1.2. Perumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang di atas, maka rumusan permasalahan yang menjadi fokus dan akan diselesaikan dalam Tugas Akhir ini antara lain:

- 1) Bagaimana membuat model untuk meramalakan tingkat inflasi di Indonesia ?
- 2) Bagaimana menerapkan metode Artificial Neural Network untuk model peramalan inflasi di Indonesia?
- 3) Bagaimana tingkat akurasi dari hasil peramalan inflasi dengan Artificial Neural Network ?

1.3. Batasan Masalah

Dalam pengerjaan tugas akhir ini, ada beberapa batasan masalah yang harus diperhatikan, yaitu sebagai berikut:

- 1) Penelitian dilakukan dengan menggunakan data inflasi di Indonesia yang diperoleh melalui situs badan pusat statistik Indonesia
- 2) Metode Artificial Neural Network yang digunakan pada penelitian adalah metode *Backpropagation*.
- 3) Tools yang akan digunakan untuk perhitungan ANN adalah Matlab.

1.4. Tujuan Tugas Akhir

Tujuan pembuatan tugas akhir ini adalah untuk:

- 1) Membuat model yang dapat digunakan dalam peramalan inflasi di Indonesia
- 2) Menerapkan Artificial Neural Network untuk model peramalan tingkat inflasi di Indonesia.
- 3) Mengetahui tingkat akurasi metode ANN dalam melakukan peramalan inflasi di Indonesia.

1.5. Manfaat Tugas Akhir

Manfaat yang dapat diperoleh dari pengerjaan tugas akhir ini adalah:

- 1) Membantu pemerintah dalam mengambil keputusan dan kebijakan dengan melakukan peramalan yang akurat terhadap tingkat inflasi di Indonesia
- 2) Mengetahui performa metode ANN dalam melakukan peramalan tingkat inflasi di Indonesia sehingga dapat menjadi masukan untuk penelitian-penelitian selanjutnya

1.6. Relevansi Tugas Akhir

Relevansi penelitian tugas akhir ini terhadap area sistem informasi berada di bidang Intelligence System pada topik Artificial Intelligence. Mata kuliah yang terkait dengan tugas akhir ini adalah Teknik Peramalan, Sistem Pendukung Keputusan, Sistem Cerdas, Statistik dan Tata Tulis Ilmiah.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini akan menjelaskan mengenai penelitian sebelumnya dan dasar teori yang dijadikan acuan atau landasan dalam pengerjaan tugas akhir ini. Landasan teori akan memberikan gambaran secara umum dari landasan penjabaran tugas akhir ini.

2.1. Studi Sebelumnya

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang membahas mengenai peramalan inflasi yang dapat dijadikan sebagai acuan dalam pengerjaan tugas akhir ini disajikan pada tabel berikut:

2.1.1. Penelitian 1

Tabel 2.1. Referensi Penelitian [6]

Judul Penelitian	Peramalan Indeks Harga Konsumen Dan Inflasi Indonesia Dengan Metode Arima Box-Jenkins
Identitas Penelitian	Agustini Tripena Tahun 2011
Hasil Penelitian	Dari penelitian ini didapatkan hasil: <ol style="list-style-type: none"> 1. Model deret waktu linear terbaik data indeks harga konsumen adalah Arima (1,1,1). 2. Ramalan indeks harga konsumen berdasarkan model ARIMA(1,1,1) untuk periode bulan Mei, Juni dan Juli 2009 adalah 175.821, 176.628, dan 177.646

Kelabihan Penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah terdapat metode yang dijelaskan secara terurut dan terperinci
Kekurangan Penelitian	Kekurangan dari penelitian ini adalah tidak adanya pengukuran validasi terhadap model, kemudian peramalan hanya dilakukan dalam periode tiga bulan yaitu bulan Mei, Juni dan Juli 2009. Selain itu pada penulisan penelitian masih kurang dalam studi literatur.
Saran Peningkatan Penelitian	Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan lagi dengan menambahkan pengukuran validasi terhadap model permalan dan melakukan lebih banyak studi literatur sehingga dapat dipertanggungjawabkan sumber penelitian tersebut. Periode peramalan juga dapat diperpanjang dalam jangka waktu yang lebih lama.
Keterkaitan dengan Penelitian	<ol style="list-style-type: none"> 1. Topik penelitian mengenai peramalan inflasi Indonesia yang sejalan dengan topik yang diambil. 2. Metode penelitian yang dapat menjadi pertimbangan dan perbandingan dengan metode yang akan digunakan.

2.1.2. Penelitian 2

Tabel 2.2. Referensi Penelitian [7]

Judul Penelitian	A Hybrid Neuro-Fuzzy Model To Forecast Inflation.
-------------------------	---------------------------------------------------

Identitas Penelitian	David Enke Nijat Mehdiyev
Hasil Penelitian	Dari penelitian ini didapatkan hasil sebagai berikut : 1. RMSE yang didapatkan dengan menggunakan Fuzzy Inference System adalah sebesar 0.837 , kemudian hasil tersebut dibandingkan dengan model yang dibahas dalam paper Stock dan Watson yang memiliki nilai RMSE sebesar 0.68
Kelebihan Penelitian	Kelebihan dari penelitian ini adalah penelitian sudah di publish dalam paper international , kemudian dalam paper ini terdapat banyak sumber referensi. Kelebihan lainnya adalah dilakukan uji validasi terhadap model Fuzzy Inference System.
Kekurangan Penelitian	Kekurangan dari penelitian ini adalah terdapat grafik-grafik yang tidak dijelaskan, sehingga menyulitkan pembaca dalam memahami arti dari grafik-grafik tersebut.
Saran Peningkatan Penelitian	Saran untuk peningkatan penelitian adalah apabila dalam penulisan terdapat hasil yang berupa grafik lebih baik dipaparkan dengan jelas.
Keterkaitan dengan Penelitian	1. Topik penelitian mengenai peramalan inflasi Indonesia yang sejalan dengan topik yang diambil. 2. Metode penelitian yang dapat

	menjadi pertimbangan dan perbandingan dengan metode yang akan digunakan.
--	--------------------------------------------------------------------------

2.1.3. Penelitian 3

Tabel 2.3. Referensi Penelitian [8]

Judul Penelitian	Peramalan Inflasi Dengan Metode Weighted Fuzzy Time Series(Wfts)
Identitas Penelitian	Dewi Ayu Lusia Suhartono
Hasil Penelitian	<ol style="list-style-type: none"> 1. Pada kelompok inflasi umum, metode Arima memiliki nilai RMSE terkecil sebesar 0.324 sehingga model yang digunakan untuk meramalkan inflasi umum di Indonesia adalah model ARIMA. 2. Pada kelompok inflasi bahan pangan , metode WFTS memiliki nilai RMSE terkecil sebesar 1.377 sehingga model yang digunakan untuk meramalkan inflasi umum di Indonesia adalah model WFTS 3. Pada kelompok inflasi bahan pendidikan dan olahraga , metode WFTS memiliki nilai RMSE terkecil sebesar 0.125 sehingga model yang digunakan untuk meramalkan inflasi umum di Indonesia adalah model WFTS <p>Skualitas proses implementasi <i>e-learning</i>. Detil aktivitas yang didapat menghasilkan dokumen</p>

	<i>item.</i>
Kelebihan Penelitian	Dalam penelitian dijelaskan metodologi secara terperinci, dan dilakukan pengujian model dari beberapa metode sehingga didapatkan model terbaik.
Kekurangan Penelitian	Penelitian ini hanya melakukan peramalan pada tiga kelompok inflasi, sedangkan menurut <i>Classification of individual consumption by purpose</i> (COICOP) inflasi yang diukur dengan IHK dikelompokkan ke dalam 7 kelompok pengeluaran, yaitu : kelompok bahan makanan, kelompok bahan makanan jadi, minuman dan tembakau, kelompok perumahan, kelompok sandang, kelompok kesehatan, kelompok pendidikan dan olah raga, serta kelompok transportasi dan komunikasi.
Saran Peningkatan Penelitian	Penelitian selanjutnya dapat meramalkan berdasarkan tujuh kelompok pengeluaran.
Keterkaitan dengan Penelitian	<ol style="list-style-type: none"> 1. Topik penelitian mengenai peramalan inflasi Indonesia yang sejalan dengan topik yang diambil. 2. Metode penelitian yang dapat menjadi pertimbangan dan perbandingan dengan metode yang akan digunakan

2.2. Dasar Teori

2.2.1. Inflasi

Inflasi merupakan kenaikan harga-harga secara umum dan terus menerus, namun kenaikan harga yang terjadi pada satu atau dua barang tidak dapat dikatakan sebagai inflasi kecuali kenaikan tersebut mempengaruhi kenaikan harga barang lainnya. [1]

Berdasarkan international best practice, indikator inflasi antara lain:

- 1) Indeks Harga Konsumen(IHK) adalah suatu indeks yang menghitung rata rata perubahan harga dalam satu periode, dari suatu kumpulan barang dan jasa yang dikonsumsi oleh masyarakat dalam rentang waktu tertentu [6].
- 2) Indeks Harga Perdagangan Besar(IHPB). Harga Perdagangan Besar dari suatu komoditi barang ialah harga transaksi yang terjadi antara penjual/pedagang besar pertama dengan pembeli/pedagang besar berikutnya/pedagang lainnya dalam jumlah besar padasar pertama atas suatu komoditas [7].
- 3) Deflator Produk Domestik Bruto (DPDB) menggambarkan pengukuran level harga barang akhir dan jasa yang diproduksi dalam suatu ekonomi(negeri) [1].

Berdasarkan the classification of individual consumption by purpose – (COICOP), inflasi yang diukur dengan IHK di Indonesia dikelompokkan ke dalam tujuh kelompok pengeluaran yaitu kelompok bahan makanan, kelompok bahan makanan jadi, minuman dan tembakau, kelompok perumahan, kelompok sandang, kelompok kesehatan, kelompok pendidikan dan olah raga, serta kelompok transportasi dan komunikasi.

Selain pengelompokkan berdasarkan COICOP, terdapat pengelompokan lain yang dipublikasikan BPS saat ini yaitu

disagregasi inflasi. Disagregasi inflasi IHK dikelompokkan menjadi :

- 1) Inflasi Inti, yaitu komponen inflasi yang sifatnya cenderung tetap di dalam laju inflasi. Komponen ini dipengaruhi oleh faktor fundamental seperti permintaan-penawaran, lingkungan eksternal dan ekspektasi inflasi dari pedagang dan konsumen
- 2) Inflasi non Inti, yaitu komponen inflasi yang memiliki tingkat volatilitas yang tinggi. Komponen dari inflasi non inti terdiri dari : Inflasi Komponen Bergejolak dan Inflasi Komponen Harga yang diatur Pemerintah

2.2.2. Peramalan

Ramalan(*forecast*) merupakan peramalan dari keadaan pada masa yang akan datang , sedangkan peramalan (*forecast:ing*) merupakan kegiatan atau aktivitas dalam pembuatan peramalan tersebut [9].

Tujuan dari peramalan adalah untuk mengurangi tingkat ketidakpastian di mana penilaian manajemen harus dilakukan. Peramalan sendiri bertumbuh karena kompleksitas lingkungan organisasi yang terus meningkat sehingga dibutuhkan pengambilan keputusan yang semakin sistematis, selain itu pengembangan metode peramalan dan pengetahuan telah memungkinkan adanya penerapan langsung oleh praktisi [9].

Tahapan dalam melakukan peramalan dimulai dengan mendefinisikan permasalahan yang terjadi kemudian dilakukan pengumpulan informasi untuk mendukung penyelesaian masalah setelah itu dilakukan analisa terhadap data tersebut untuk menentukan metode peramalan yang cocok digunakan. Tahap selanjutnya adalah membangun model yang akan digunakan dalam tahap peramalan dan menguji model tersebut untuk mengetahui tingkat akurasi dari model yang dibangun. Apabila

model sudah diuji, model dapat diterapkan dengan memasukan data input untuk menghasilkan nilai ramalan yang diinginkan [9].

Dalam melakukan peramalan terdapat dua metode yang dapat digunakan yaitu metode kuantitatif dan kualitatif [10]. Perbedaan dari kedua metode tersebut adalah pada metode kualitatif lebih subjektif karena hanya berdasarkan pengetahuan dan pengamatan penulis sedangkan metode kuantitatif bersifat objektif karena berdasarkan histori data pada periode sebelumnya [11].

Peramalan dengan menggunakan metode kuantitatif dapat dilakukan ketika terdapat tiga kondisi sebagai berikut [10] : terdapat informasi yang cukup mengenai masa lalu , informasi tersebut kemudian dapat dikuantitatifkan menjadi data numerik , dan dapat diasumsikan bahwa beberapa aspek pola masa lalu akan berlanjut di masa mendatang.

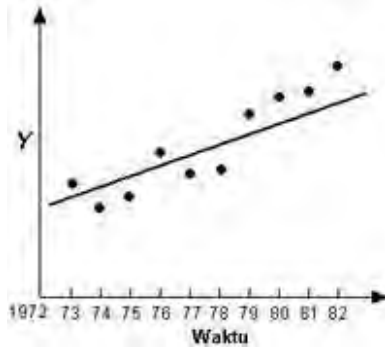
Metode yang disusun dalam peramalan kuantitatif dapat dikelompokkan menjadi dua yaitu :

- Time series
Metode ini merupakan metode peramalan yang menggunakan data masa lampau untuk membuat perkiraan di masa mendatang. Metode ini digunakan untuk kondisi dimana tidak dapat dijelaskan faktor apa yang dapat menyebabkan terjadinya kejadian yang akan diramalkan.
- Metode kausal(sebab-akibat)
Metode ini digunakan ketika terdapat variabel penyebab terjadinya item yang akan diramalkan. Metode kausal terdiri dari variabel terikat(*dependent variable*) dan variabel bebas(*independent variable*).

Pola data dalam peramalan time series dibagi menjadi 4 jenis (Makrikadis, et.al.,1995) yaitu :

- *Trend* (Tren)

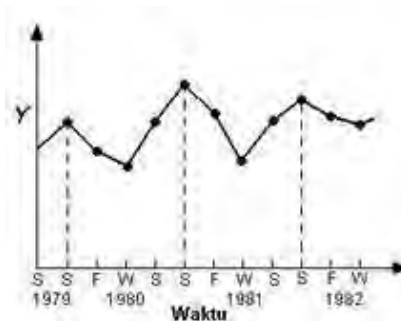
Pola data trend menunjukkan pergerakan data yang cenderung meningkat atau menurun dalam jangka waktu tertentu. Pola data trend dapat dilihat pada gambar 2.1



Gambar 2.1 Pola data trend[11]

- *Seasonal* (musiman)

Pola data musiman merupakan pola data yang berhubungan dengan faktor yang bersifat *eventual*, seperti libur sekolah atau hari raya. Pola data musiman dapat dilihat pada gambar 2.2



Gambar 2.2 Pola data musiman[11]

- *Cycles* (siklus)

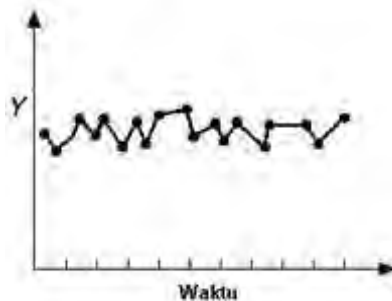
Pola data siklus merupakan pola dimana variasi data bergelombang pada durasi yang lebih panjang dan bervariasi dari satu siklus ke siklus yang lain.



Gambar 2.3 Pola data siklus[11]

- *Stasionary* (stasioner)

Pola data stasioner merupakan pola dimana data berfluktuasi di sekitar nilai rata rata keseluruhan data dan pola ini tidak membentuk pola yang jelas seperti pola musiman, trend maupun pola siklus.

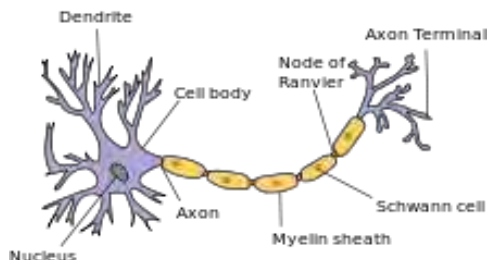


Gambar 2.4 Pola data stasioner[11]

2.2.3. Artificial Neural Network

2.2.3.1. Pengertian *Artificial Neural Network*

Artificial Neural Network (ANN) merupakan sebuah sistem pengolahan informasi yang sudah dikembangkan sebagai generalisasi dari model matematika dari kesadaran manusia(kemampuan mengetahui). ANN merupakan jaringan dari interkoneksi neuron , yang trinspirasi dari cara kerja sistem saraf otak biologis. Dengan kata lain, fungsi neural network berjalan hampir sama dengan otak manusia. [12].



Gambar 2.5 Arsitektur *Artificial Neural Network*[12]

Struktur pada gambar 2.5 adalah bentuk dasar dari satuan unit jaringan otak pada manusia. Setiap sel saraf (*neuron*) terdiri dari [13]: (i)dendrit yang menjadi penghubung antara *neuron* dengan axon dari *neuron* lainnya; (ii)satu badan sel tubuh yang mengakumulasi sinyal masukan dan selanjtnya melakukan proses terhadap masukan tersebut; (iii)sebuah axon yang menjadi penghubung sinyal keluaran dengan *neuron* lain. Cara kerja dari *neuron* manusia adalah dengan menggabungkan setiap pengaruh sinyal masukan dan mempertimbangkan apakah masukan tersebut dapat memenuhi batasan tertentu, atau yang sering disebut dengan nama ambang (*threshold*). Jika memenuhi nilai *threshold*, maka *neuron* akan melakukan produksi keluaran yang

nantinya akan diproses dari sel hingga dikeluarkan melalui axon. Jika hal tersebut terjadi, maka *neuron* berada dalam keadaan aktif.

Artificial Neural Network dapat dikelompokkan berdasarkan elemen berikut [12] :

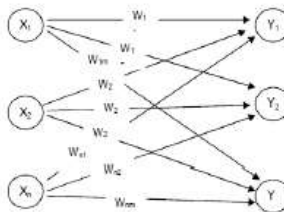
- 1) Arsitektur jaringan beserta pola hubungan antar *neuron*
- 2) Fungsi aktivasi yang digunakan untuk *neuron*
- 3) Metode yang digunakan untuk menemukan bobot-bobot jaringan (Metode pembelajaran).

2.2.3.2. Arsitektur *Artificial Neural Network*

Pada *Artificial Neural Network*, *neuron* diasumsikan dapat dikelompokkan dalam *layer*, dan umumnya *neuron* yang berada dalam satu *layer* akan memiliki kelakuan yang sama. Pengelompokan *neuron* ke dalam *layer* dan pola yang saling terhubung antar *layer* dikenal sebagai arsitektur jaringan. Arsitektur dari *Artificial Neural Network* antara lain

1) Jaringan lapis tunggal (*single layer network*)

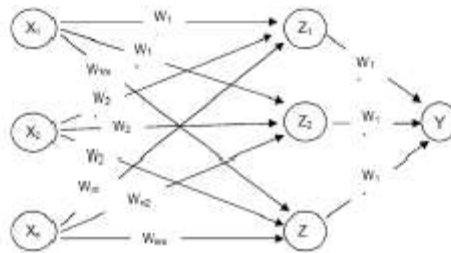
Jaringan lapis tunggal terdiri dari satu *layer* dari bobot yang saling terhubung. Pada jaringan lapis tunggal sinyal masukan yang berasal dari dunia luar akan langsung diproses menjadi sinyal keluaran yang berisi respon tanpa adanya *layer* tersembunyi. Arsitektur jaringan lapis tunggal dapat dilihat pada gambar 2.6



Gambar 2.6 Arsitektur jaringan lapis tunggal[12]

2) Jaringan lapis jamak (*multilayer network*)

Jaringan lapis jamak terdiri dari satu atau lebih *layer* yang sering disebut *layer* tersembunyi (*hidden layer*). *layer* ini terletak antara *layer* masuk dan *layer* keluar. Jaringan lapis jamak dengan menggunakan fungsi aktivasi *nonlinear* dapat menyelesaikan berbagai macam tipe permasalahan, tetapi proses pembelajaran yang dilakukan akan lebih sulit dan kompleks. Arsitektur jaringan lapis jamak dapat dilihat pada gambar 2.7



Gambar 2.7 Arsitektur lapisan jamak[12]

2.2.3.3. Proses Pembelajaran *Artificial Neural Network*

Artificial Neural Network memiliki karakteristik yang paling penting yaitu kemampuan dalam belajar. Pembelajaran merupakan sebuah proses dimana jaringan saraf menyesuaikan dirinya agar diperoleh nilai yang sama dengan nilai outputnya. Rosenblatt memperkenalkan dua konsep proses pembelajaran yang dikategorisasikan sebagai berikut :

1) Pembelajaran terawasi (*Supervised Learning*)

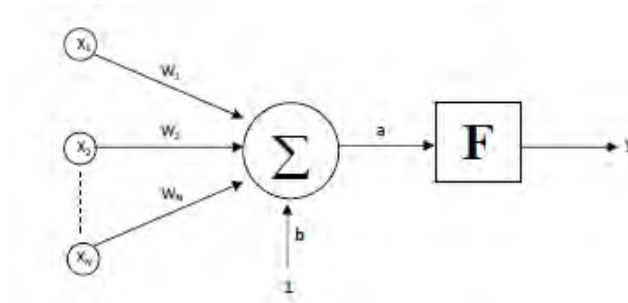
Pembelajaran terawasi membutuhkan eksternal agen (output aktual) untuk masing masing pola input dalam memandu proses pembelajaran.

2) Pembelajaran tidak terawasi (*Unsupervised Learning*)

Pada proses pembelajaran yang tidak terawasi tidak dibutuhkan output aktual. Pembelajaran ini memiliki tujuan untuk mengelompokkan unit-unit yang hampir sama dalam satu area tertentu. Pembelajaran ini sering digunakan dalam klasifikasi data.

2.2.3.4. Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi merupakan sebuah fungsi yang digunakan untuk mentransformasikan sebuah input menjadi output dengan cara mengaktifkan *neuron* yang ada. Pada gambar 2.8 fungsi aktivasi dilambangkan dengan F .



Gambar 2.8 Fungsi aktivasi[14]

Seperti terlihat pada gambar 2.8 sebuah *neuron* akan mengolah N input(x_1, x_2, \dots, x_n) yang memiliki bobot(w_1, w_2, \dots, w_n) dan bias(b) yang akan menghasilkan a . Kemudian fungsi aktivasi akan mengaktifkan nilai menjadi sebuah output jaringan(y)

Pada *Artificial Neural Network*, terdapat beberapa macam fungsi aktivasi yang sering digunakan, yaitu :

- 1) Fungsi aktivasi undak

Fungsi aktivasi undak(*step function*) sering digunakan pada jaringan lapis tunggal untuk mengkonversi input dari suatu variabel yang bernilai kontinu ke dalam suatu

output biner (0 atau 1). Rumus dari fungsi aktivasi undak adalah

$$Y = \begin{cases} 0, & \text{Jika } x < 0 \\ 1, & \text{Jika } x > 0 \end{cases}$$

2) Fungsi aktivasi linier

Fungsi aktivasi linier menghasilkan nilai output yang sama dengan nilai input. Rumus dari fungsi linier adalah :

$$f(x) = x$$

3) Fungsi aktivasi sigmoid biner

Fungsi aktivasi sigmoid biner akan menghasilkan nilai output yang terletak pada interval 0 sampai 1. Rumus dari fungsi sigmoid biner adalah

$$y = ft(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

4) Fungsi aktivasi sigmoid bipolar

Fungsi sigmoid bipolar akan menghasilkan nilai output yang terletak pada interval -1 hingga 1 .

$$y = ft(x) = \frac{2}{1 + \exp(-x)} - 1$$

2.2.4. Metode *Backpropagation*

Metode *Backpropagation* merupakan salah satu metode dalam *Artificial Neural Network* yang menggunakan arsitektur *multilayer* dengan metode pembelajaran terawasi (*Supervised Learning*). *Backpropagation* menggunakan pola penyesuaian bobot untuk mencapai nilai *error* yang minimum dari hasil

perbandingan peramalan dengan output aktual.(F.Suhandi,2009). Artificial neural network *backpropagation* memiliki banyak *layer* (*multi layer*) sebagai berikut :

1) *Input layer*

Neuron-neuron yang berada dalam *layer* ini menerima sinyal masukan dan selanjutnya meneruskan sinyal input tersebut kepada *neuron* yang berada dalam *layer* lain

2) *Hidden layer*

Layer ini terhubung diantara input *layer* dan output *layer*. Jeff Heaton(2008) menyatakan sebenarnya ada dua keputusan yang harus dibuat berkaitan dengan *hidden layer*, yang pertama adalah seberapa banyak *hidden layer* yang harus dimiliki dalam *artificial neural network* dan yang kedua seberapa banyak *neuron* akan ada di masing masing *layer*. Menentukan jumlah *hidden neurons* dalam *layer* sangat penting dalam arsitektur ANN . Dalam menentukan jumlah dari *neuron* pada *hidden layer* terdapat beberapa aturan. Heaton (2008) menyatakan aturan dalam menentukan *neuron* pada *hidden layer* adalah sebagai berikut :

- Jumlah *neuron* pada *hidden layer* harus berada diantara ukuran input *layer* dan ukuran output *layer*
- Jumlah *neuron* pada *hidden layer* harus $\frac{2}{3}$ dari ukuran input *layer*, ditambah ukuran output *layer*
- Jumlah *neuron* pada *hidden layer* harus kurang dari dua kalinya ukuran input *layer*.

Ketiga aturan diatashanya menjadi poin pertimbangan. Pada akhirnya pemilihan arsitektur *artificial neural network* akan menggunakan *trial* dan *error*.

3) *Output layer*

Output layer pada *neural network* merupakan representasi sebenarnya dari pola yang diberikan oleh lingkungan luar

(*external environment*). Apapun pola yang disajikan oleh *output layer* dapat ditelusuri kembali ke *input layer*. Pertimbangan jumlah *neuron* yang digunakan dalam lapisan *output* didasarkan pada tipe dan tujuan pekerjaan dalam penggunaan ANN.

Dalam Pelatihan pada Backpropagation terdapat tiga tahapan sebagai berikut :

1) Tahap I : *Feedforward*

Pada tahap ini sinyal dari luar unit diterima oleh setiap unit input dan kemudian sinyal tersebut dilanjutkan kepada *hidden layer*. Jika sinyal sudah diterima, maka setiap unit pada *hidden layer* menghitung sinyal tersebut berdasarkan pada fungsi aktivasi dan selanjutnya sinyal tersebut diteruskan pada setiap unit output. Pada *output layer* setiap unit melakukan perhitungan kembali berdasarkan fungsi aktivasi dan menghasilkan sinyal keluaran ANN berdasarkan pola masukan.

2) Tahap II : *Backpropagation error*

Selama proses pelatihan setiap output dibandingkan dengan sinyal yang seharusnya (target sinyal) untuk mendapatkan nilai *error* pada setiap unit . Jika nilai *error* lebih besar dari batas toleransi , maka akan dilakukan modifikasi terus menerus hingga tingkat kesalahan dibawah toleransi. Setiap error yang didapat pada output dikembalikan kepada *hidden layer* untuk menghitung perubahan bobot masing-masing unit pada *hidden layer* terhadap *output layer*. Dengan cara yang sama, dapat dihitung error pada semua unit dalam *hidden layer*.

3) Tahap III : Perubahan nilai bobot

Setelah semua error pada *output* dan *hidden layer* diketahui, maka selanjutnya dilakukan perubahan pada unit masing-masing. Perubahan bobot antara *hidden layer* ke *output layer* dihitung berdasarkan error pada unit

output *layer* dan fungsi aktivasi pada unit *hidden layer* sedangkan perubahan bobot antara *input layer* ke *hidden layer* dihitung berdasarkan error pada *hidden layer* dan fungsi aktivasi pada *input layer*.

2.2.5. Algoritma Backpropagation

Berikut ini merupakan algoritma dalam pelatihan *Backpropagation Neural Network* (Kusumadewi, 2004) :

- a) Langkah 0 :
Inisialisasi nilai bobot (ambil bobot awal dengan nilai random yang cukup kecil)
- b) Langkah 1 :
Lakukan langkah dua sampai sembilan jika kondisi berhenti masih belum terpenuhi.
- c) Langkah 2 :
Lakukan langkah tiga sampai sembilan untuk setiap elemen yang akan dilakukan pembelajaran

Fase I : Feed Forward

- d) Langkah 3 :
Setiap *neuron* input ($X_i, i = 1, 2, \dots, n$) menerima sinyal input x_i dan kemudian meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada *hidden layer*.
- e) Langkah 4 :
Setiap *hiddenneuron* ($Z_j, j = 1, 2, \dots, p$) menjumlahkan bobot dari sinyal-sinyal input.

$$Z_{in_j} = V_{0j} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ij}$$

Selanjutnya gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya

$$z_j = f(Z_{in_j})$$

Kemudian kirim sinyal ini ke semua *neuron* yang berada pada *output layer*

f) Langkah 5 :

Setiap *output neuron* ($Y_k, k=1, 2, \dots, m$) menjumlahkan bobot dari sinyal-sinyal input.

$$Y_{in_k} = W_{0k} + \sum_{j=1}^p Z_j w_{jk}$$

Selanjutnya gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya

$$y_k = f(Y_{in_k})$$

Fase II : Backpropagation Error

g) Langkah 6 :

Setiap *neuronoutput* ($Y_k, k=1, 2, \dots, m$) menerima pola target yang berkaitan dengan pola input pelatihan . Kemudian hitung *error* yang dihasilkan.

$$\delta_k = (t_k - y_k)(1 - y_k)(y_k)$$

Kemudian hitung koreksi bias yang nantinya akan digunakan untuk merubah bobot.

$$\Delta W_{ok} = a\delta_k$$

h) Langkah 7 :

Setiap *hiddenneuron* menjumlah delta input

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^p \delta_k w_{jk}$$

Kemudian mengalikan dengan turunan dari fungsi aktivasi untuk menghitung error

$$\delta_j = \delta_{in_j}(1 - z_j)(z_j)$$

Hitung koreksi bobot yang akan digunakan dalam *update* V_{ij}

$$\Delta V_{ij} = a\delta_j x_i$$

Hitung Koreksi bias yang akan digunakan dalam *update* V_{0j}

$$\Delta V_{0j} = a\delta_j$$

Fase III : Perubahan Nilai Bobot

i) Langkah 8 :

Setiap *output neuron* ($Y_k, k=1, 2, \dots, m$) memperbaiki bias dan bobotnya ($j=0, 1, \dots, p$)

$$W_{jk}(\text{baru}) = W_{jk}(\text{lama}) + \Delta W_{jk}$$

Setiap *hiddenneuron* ($Z_j, j=0, 1, \dots, p$) merubah bias dan bobotnya ($i=0, 1, \dots, n$)

$$V_{ij}(\text{baru}) = V_{ij}(\text{lama}) + \Delta V_{ij}$$

j) Langkah 9 :

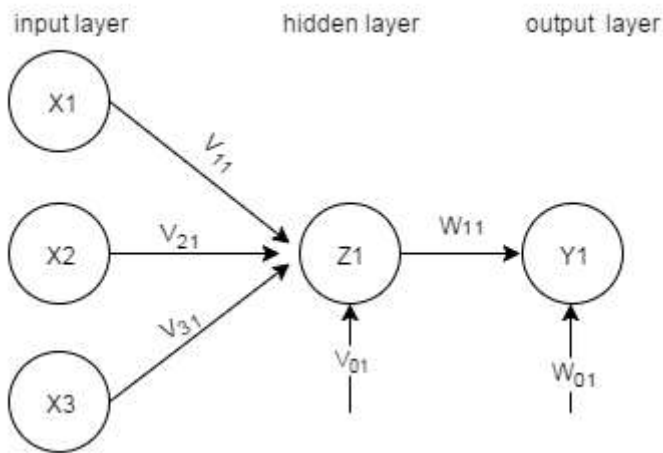
Proses pelatihan dapat berhenti jika *error* yang dihasilkan oleh jaringan memiliki nilai yang lebih kecil sama dengan nilai target error yang diharapkan atau ketika telah mencapai maksimal *epoch* yang ditetapkan pada langkah 0.

Keterangan :

$X_i (i=1, 2, \dots, n)$: <i>neuron input layer</i>
x_i	: sinyal input
$Z_j (j=1, 2, \dots, p)$: <i>neuron hidden layer</i>
z_j	: sinyal <i>hidden layer</i>
$Y_k (k=1, 2, \dots, m)$: <i>neuron output layer</i>
y_k	: sinyal output

V_{0j}	: bias dari input layer
V_{ij}	: bobot dari input layer
W_{0k}	: bias dari hidden layer
W_{jk}	: bobot dari hidden layer
t_k	: target output
δk	: informasi error output layer
δj	: informasi error hidden layer
α	: laju pembelajaran

Untuk mengilustrasikan penggunaan algoritma backpropagation diatas dapat dilihat studi kasus pada gambar 2.9.



Gambar 2.9 Contoh neural network sederhana

Inisialisasi nilai bobot dan bias dari *hidden layer* dan output layer dapat dilihat pada tabel 2.4

Tabel 2.4 Inisial nilai bobot neural network

$x_0 = 1.0$	$V_{01} = 0.5$	$W_{01} = 0.5$
$x_1 = 0.4$	$V_{11} = 0.6$	$W_{11} = 0.9$
$x_2 = 0.2$	$V_{21} = 0.8$	
$x_3 = 0.7$	$V_{31} = 0.6$	

Tahapan pengerjaan studi kasus diatas dengan algoritma backpropagation adalah sebagai berikut :

Fase I : Feed Forward

Pada fase ini , langkah pertama adalah setiap *hiddenneuron* menjumlahkan sinyal pada input dengan rumus berikut

$$Z_{in_j} = V_{0j} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ij}$$

$$Z_{in_1} = V_{01} + X_1 V_{11} + X_2 V_{21} + X_3 V_{31}$$

$$= 1.0 + 0.4(0.6) + 0.2(0.8) + 0.7(0.6) = 1.32$$

Kemudian fungsi aktivasi yang digunakan untuk menghasilkan nilai output pada *hidden layer* adalah fungsi aktivasi sigmoid biner .

$$z_j = f(Z_{in_1})$$

$$z_1 = \frac{1}{1 + e^{-Z_{in_1}}}$$

Dimana e merupakan dasar logaritma yang memiliki nilai 2.718281828. Oleh karena itu, nilai dari $z_1 = 1/(1+e^{-1.32}) = 0.7892$.

Langkah kedua yang dilakukan adalah node Y1 menghitung output yang berasal dari node z1 dengan rumus berikut

$$\begin{aligned}
 Y_{in_k} &= W_{0k} + \sum_{j=1}^p Z_j w_{jk} \\
 Y_{in_1} &= W_{01} + Z_1 W_{11} \\
 &= 0.5 + 0.7892(0.9) = 1.21
 \end{aligned}$$

Kemudian, nilai Y_{in1} menjadi masukan pada fungsi aktivasi pada node z , dengan nilai

$$y_l = \frac{1}{1 + e^{-1.21}} = 0.8750$$

Nilai 0.8750 merupakan output keseluruhan dari fase feed forward.

Fase II : Backpropagation Error

Pada fase ini diasumsikan nilai aktual dari target adalah 0.8 dan laju pembelajaran = 0.1. Langkah pertama akan dihitung nilai informasi error pada output *layer* ke *hidden layer*

$$\begin{aligned}
 \delta_k &= (t_k - y_1)(1 - y_k)(y_k) \\
 &= (0.8 - 0.875)(1 - 0.875)(0.875) \\
 &= -0.0082
 \end{aligned}$$

Kemudian koreksi bias yang digunakan untuk perubahan bobot dihitung sebagai berikut

$$\Delta W_{ok} = a\delta_k = 0.1(-0.0082) = -0.00082$$

Selanjutnya dihitung informasi error pada *hidden layer* ke input *layer*

$$\begin{aligned}
 \delta_{in_1} &= \sum_{j=1}^p \delta_k w_{11} \\
 &= -0.0082(0.9) = -0.00738 \\
 \delta_j &= \delta_{in_j}(1 - z_j)(z_j)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= -0.00738(1-0.7892)(0.7892) \\
&= -0.00123
\end{aligned}$$

Kemudian koreksi bias pada *hidden layer* dihitung kembali

$$\Delta W_{11} = a\delta_k = 0.1(-0.0082)(0.7892) = -0.000647$$

Selanjutnya dihitung koreksi bobot pada setiap node pada input *layer*

- Bobot V_{11}
 $\Delta V_{11} = a\delta_k = 0.1(-0.00123)(0.4) = -0.0000492$
- Bobot V_{21}
 $\Delta V_{21} = a\delta_k = 0.1(-0.00123)(0.2) = -0.0000246$
- Bobot V_{31}
 $\Delta V_{31} = a\delta_k = 0.1(-0.00123)(0.7) = -0.0000861$
- Bobot V_{01}
 $\Delta V_{31} = a\delta_k = 0.1(-0.00123)(1.0) = -0.0000123$

Fase III : Perubahan Nilai Bobot

Neuron pada output *layer* memperbaharui bobot dan bias

$$\begin{aligned}
W_{01(\text{baru})} &= W_{01(\text{lama})} + \Delta W_{01} \\
&= 0.5 - 0.00082 \\
&= 0.49918
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
W_{11(\text{baru})} &= W_{11(\text{lama})} + \Delta W_{11} \\
&= 0.9 - 0.000647 \\
&= 0.899353
\end{aligned}$$

Neuron pada *hidden layer* dilakukan perubahan bobot dan bias

$$\begin{aligned}
 V_{01}(\text{baru}) &= V_{01}(\text{lama}) + \Delta W_{01} \\
 &= 0.5 - 0.000123 \\
 &= 0.499877
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 V_{11}(\text{baru}) &= V_{11}(\text{lama}) + \Delta V_{11} \\
 &= 0.6 - 0.0000492 \\
 &= 0.5999508
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 V_{21}(\text{baru}) &= V_{21}(\text{lama}) + \Delta V_{21} \\
 &= 0.8 - 0.0000246 \\
 &= 0.7999754
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 V_{31}(\text{baru}) &= V_{31}(\text{lama}) + \Delta V_{31} \\
 &= 0.6 - 0.0000861 \\
 &= 0.5999139
 \end{aligned}$$

Proses pelatihan dapat berhenti jika *error* yang dihasilkan oleh jaringan memiliki nilai yang lebih kecil sama dengan nilai target error yang diharapkan atau ketika telah mencapai maksimal *epoch* yang ditetapkan pada langkah 0.

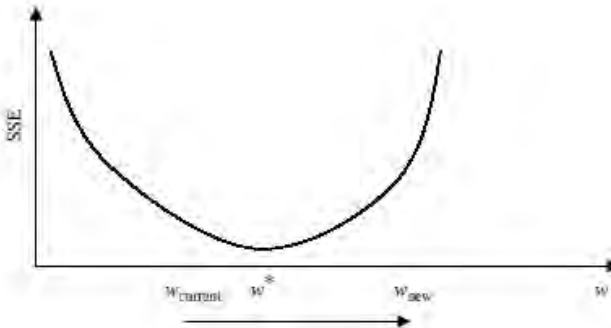
2.2.6. Inisialisasi Bobot (W) dan Bias (θ)

Bobot merupakan faktor yang penting dalam proses pelatihan , bobot berfungsi sebagai interkoneksi jaringan syaraf tiruan yang akan dilatih. Inisialisasi nilai awal bobot dan bias akan berpengaruh pada kecepatan ANN dalam mendapatkan minimum error. Dalam inisialisasi awal bobot dapat dilakukan secara random antara -1 sampai dengan 1 atau -0.5 sampai dengan +0.5

2.2.7. Laju Pembelajaran (*Learning rate*)

Laju pembelajaran memiliki peran penting dalam hal waktu yang digunakan dalam mencapai target error. Dalam laju pembelajaran digunakan konstanta yang berada pada skala 0.0 sampai 1.0. Semakin besar nilai dari *learning rate*, maka waktu yang dibutuhkan dalam proses training semakin singkat. Namun di sisi

lain, apabila nilai *learning rate* terlalu besar, proses training dapat melewati keadaan optimal dimana nilai error yang paling minimal telah dicapai. [15]



Gambar 2.10 Pengaruh laju pembelajaran[15]

Pada gambar 2.9 nilai optimal dari bobot W didefinisikan sebagai w^* yang memiliki nilai $W_{current}$. Berdasarkan aturan gradient descent, apabila nilai *learning rate* terlalu besar, nilai baru dari W yang didefinisikan sebagai W_{new} dapat melampaui nilai optimal w^* . Oleh karena itu diperlukan percobaan untuk menentukan nilai laju pembelajaran yang paling optimal.

2.2.8. Momentum

Selain *learning rate*, parameter lain yang digunakan untuk algoritma backpropagation adalah momentum. Konstanta momentum memiliki nilai berupa bilangan positif antara 0.5 sampai 0.9 [16]. Pemilihan koefisien momentum yang optimal sangat dibutuhkan untuk mencegah terjadinya optimum lokal [15]

2.2.9. Perhitungan Tingkat Akurasi

Untuk menghasilkan peramalan yang akurat dilakukan evaluasi dengan menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

2.2.9.1. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan nilai tengah kesalahan absolut dari suatu peramalan . Nilai MAPE didapat dengan cara membagi hasil kesalahan absolut dengan nilai observasi pada setiap periode. Kemampuan model dalam meramalkan dikatakan sangat baik jika nilai MAPE kurang dari 10% dan dikatakan baik jika nilai MAPE diantara 10%-20%[11]. Perhitungan MAPE dirumuskan sebagai berikut :

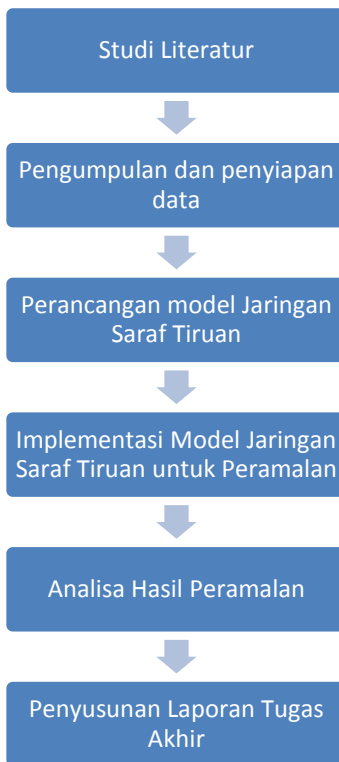
$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{Actual - Forecast}{Actual} \right|}{n} \times 100\%$$

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Metodologi Penelitian

Pada bab ini menjelaskan mengenai gambaran metode pengerjaan serta alur pengerjaan tugas akhir ini. Gambar 3.1 menggambarkan tahapan dalam pengerjaan tugas akhir.



Gambar 3.1 Metodologi Penelitian

3.2. Uraian Metodologi

Berikut ini merupakan penjelasan dari setiap tahapan yang ada pada metodologi yang digunakan, yaitu:

3.2.1 Studi Literatur

Tahap studi literatur merupakan tahap awal dari pengerjaan tugas akhir. Pada tahapan ini dilakukan pengkajian terhadap permasalahan yang akan diangkat, rumusan masalah, tujuan dan manfaat dari penelitian yang dilakukan. Selain itu, pada tahapan ini dilakukan berbagai kajian pustaka mengenai konsep peramalan serta metode yang akan digunakan dalam menyelesaikan permasalahan pada tugas akhir. Studi literatur tersebut kemudian digunakan sebagai landasan teori atau acuan dalam pengerjaan tugas akhir mengenai konsep inflasi, teknik peramalan, dan ANN.

3.2.2. Pengumpulan dan Penyiapan Data

Pada tahapan ini dilakukan pengumpulan data-data yang dibutuhkan dalam pengerjaan tugas akhir. Pada penelitian ini terdapat dua data yang digunakan, data pertama adalah data inflasi menurut kelompok pengeluaran dan data kedua adalah data ihk beserta inflasi. Data didapatkan dari website resmi Badan Pusat Statistik dalam bentuk excel dari periode Januari 2006 hingga Agustus 2015.

Setelah data didapatkan, dilakukan penyiapan data berupa penggabungan sumber data pertama dan sumber data kedua menjadi satu sumber data untuk peramalan.

3.2.3. Perancangan Model *Artificial Neural Network*

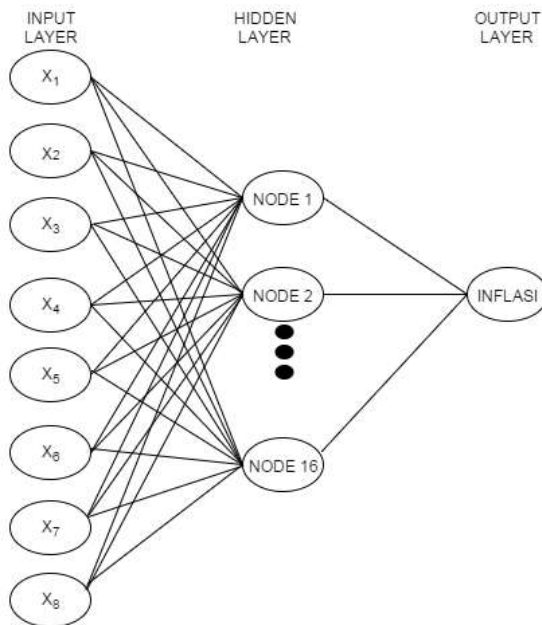
Pada tahap ini dilakukan perancangan model JST dengan langkah langkah sebagai berikut :

1) Pembagian Data Sampel

Data sampel pada penelitian ini akan dibagi menjadi dua bagian . Berdasarkan pedoman dari *Neural Network Toolbox User's Guide*, pembagian data training adalah sebesar 70% , dan data testing sebesar 30%.

2) Pembentukan Model ANN

Pada tahap ini akan ditentukan jumlah *layer* dan *neuron* pada *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*.



Gambar 3.2 Arsitektur AANN dalam penelitian

Pada penelitian ini akan digunakan 8 variabel input yaitu inflasi menurut kelompok pengeluaran dan ihk, untuk *hidden layer* akan dilakukan percobaan menggunakan *trial and error* . Sedangkan, variabel output dalam penelitian ini adalah data prediksi inflasi

Dalam pembentukan model ANN juga ditentukan fungsi aktivasi yang digunakan dalam setiap *layer*, selain itu juga ditentukan parameter-parameter dalam proses pelatihan.

3.2.3. Implementasi Model *Artificial Neural Network*

Setelah ditentukan model *Artificial Neural Network* yang akan digunakan, tahap selanjutnya adalah mengimplementasikan model tersebut. Proses implementasi model yang sudah dirancang akan menggunakan bantuan software Matlab. Pada tahap ini model *Artificial Neural Network* diimplementasikan pada data training dan data testing.

3.2.3. Analisa Hasil Peramalan

Pada tahapan ini dilakukan analisa terhadap hasil peramalan dengan membandingkan data peramalan dengan data aktual sehingga dapat dilihat tingkat akurasi dari model.

3.2.4. Penyusunan Laporan Tugas Akhir

Tahap ini merupakan tahap terakhir dalam proses pengerjaan tugas akhir. Pada tahap ini akan diambil kesimpulan, saran, dokumentasi serta analisis terhadap hasil tugas akhir yang didapatkan. Keluaran dari tahap ini adalah buku tugas akhir

BAB IV

PERANCANGAN

Tujuan pengerjaan tugas akhir ini adalah untuk menghasilkan *model* dan hasil peramalan Inflasi menggunakan ANN. Maka, untuk mencapai tujuan ini, bab perancangan ini akan menjelaskan tentang proses Perancangan Data, Pra-Proses Data dan Perancangan Model Jaringan Saraf .

4.1 Perancangan Data

Data yang digunakan dalam pengerjaan tugas akhir ini adalah data Inflasi Indonesia . Dalam melakukan peramalan Indonesia digunakan Inflasi menurut kelompok pengeluaran sebagai variabel yang mempengaruhi Inflasi tersebut . Variabel tersebut di definisikan sebagai berikut : Bahan Makanan ; Makanan Jadi, Minuman, Rokok, dan Tembakau ; Perumahan , Air, Gas dan Bahan Bakar; Sandang; Kesehatan; Pendidikan, Rekreasi dan Olahraga ; Transpor, Komunikasi dan Jasa Keuangan. Selain itu Indeks Harga Konsumen juga menjadi variabel tambahan yang mempengaruhi Inflasi. Data didapat dari website resmi Badan Pusat Statistik berupa data bulanan dari tahun 2006-2015.

4.2 Pra-Proses Data

Pada tahap pra proses data dilakukan penggabungan antara dua data yang didapatkan dari Badan Pusat Statistik yaitu data inflasi menurut kelompok pengeluaran dan data IHK beserta Inflasi. Tabel 4.1 menunjukan data yang akan digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 2.1 Data inflasi

Bulan	Tahun	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	INFLASI
Jan	2006	4.29	0.94	0.7	0.73	1.06	0.2	0.05	138.72	1.36
Feb	2006	1.18	0.65	0.55	0.72	0.4	0.28	0.16	139.53	0.58
Mar	2006	-0.88	0.58	0.36	0.15	0.39	0.12	0.13	139.57	0.03
...
Ags	2015	0.91	0.71	0.16	0.01	0.7	1.72	0.58	121.73	0.39

Keterangan :

X₁ : Bahan makanan

X₂ : Makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau

X₃: Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

X₄ : Sandang

X₅ : Kesehatan

X₆ : Pendidikan, rekreasi dan olahraga

X₇ : Transpor, komunikasi dan jasa keuangan

X₈ : Indeks Harga Konsumen (IHK)

4.3 Perancangan Model *Artificial Neural Network*

Dalam perancangan model, hal pertama yang perlu disiapkan adalah data untuk pelatihan dan pengujian .Komposisi data pelatihan sebesar 70% dari keseluruhan data yaitu sebanyak 83 entri data , sedangkan untuk komposisi data pengujian sebesar 30% yaitu sebanyak 33 data. Pembagian komposisi data training dan data testing mengikuti aturan standard dari matlab.

Rancangan arsitektur *Artificial Neural Network* yang digunakan dalam tugas akhir ini terdiri dari input *layer*, *hidden layer* dan output *layer* beserta parameter yang akan digunakan dalam proses pelatihan . Pada *hidden layer* terdiri dari satu lapisan , lapisan ini berisi *neuron* dengan fungsi aktivasi sigmoid biner. Jumlah *neuron* pada *hidden layer* ditentukan dengan proses *trial error* yang berkisar antara 2-16 *neuron* . Pemilihan percobaan jumlah *hiddenneuron* didasarkan pada rumus empiris Wu dan

Zhang dalam Fahmi (2011) yaitu dua kali dari jumlah *neuron* pada input.

Pada *output layer* berisi 1 *neuron* yaitu Inflasi Indonesia. Kemudian dalam rancangan model peramalan juga dibutuhkan parameter. Parameter merupakan nilai-nilai yang digunakan untuk mengenali pola data. Rincian rancangan arsitektur ANN yang digunakan untuk meramalkan Inflasi Indonesia dapat dilihat pada tabel 4.2

Tabel 2.2 Rancangan Model Peramalan

Parameter	Jumlah	Deskripsi
<i>Input layer</i>	<i>8neuron</i>	Makanan Jadi ; Minuman, Rokok, dan Tembakau ; Perumahan , Air, Gas dan Bahan Bakar; Sandang; Kesehatan; Pendidikan, Rekreasi dan Olahraga ; Transpor, Komunikasi dan Jasa Keuangan. ; Indeks Harga Konsumen
<i>Hidden layer</i>	Trial & Error	2-16 <i>neuron</i>
<i>Output layer</i>	1 <i>neuron</i>	Inflasi Indonesia
<i>Learning rate</i>	Trial & Error	0.1-0.9
Momentum	Trial & Error	0.5-0.9
Epoch	Trial & Error	1000-3000
Fungsi Aktivasi	2	Logsig dan Purelin

BAB V

IMPLEMENTASI

Pada bab ini menjelaskan mengenai proses tahap implementasi dari rancangan yang dibuat. Pada bagian ini, akan menjalankan apa yang telah dirancang pada bab sebelumnya.

5.1. Penyiapan Data Masukan

Penelitian ini menggunakan data bulanan selama 10 tahun mulai bulan Januari 2006 sampai Agustus 2015. Kemudian data dibagi menjadi dua bagian, 70% dari data keseluruhan yaitu sebanyak 83 data dijadikan data pelatihan dan 30% dari data keseluruhan yaitu sebanyak 33 data dijadikan data pengujian.

5.2. Normalisasi/Pre-processing Data Training

Normalisasi/ Pre-processing data perlu dilakukan sebelum melakukan proses pelatihan karena *training neural network* dapat lebih efisien dengan menskalakan input dan target sehingga memiliki *range* yang spesifik. Data input dan target dinormalisasi sehingga keduanya memiliki rata rata = nol dan standard deviasi = 1. Pada Matlab normalisasi ini dapat diimplementasikan dengan fungsi *prestd*, dengan *syntax* :

```
[pn,meanp, stdp, tn,meant, stdt] = prestd(p,t)
```

dimana

p	= matriks input pelatihan
t	= matriks target
pn	= matriks input yang ternormalisasi
tn	= matriks target yang ternormalisasi
meanp	= rata rata pada matriks input (p)
stdp	= standard deviasi pada matriks input (p)
meant	= rata rata pada matriks target (t)
stdt	= standard deviasi pada matriks target (t)

5.3. Training

Setelah proses normalisasi, tahap selanjutnya yang dilakukan adalah proses *training*. *Training* pada penelitian ini menggunakan *m file* yang dapat dijalankan pada matlab.

```
net=newff(minmax(pn),[2,1],{'logsig','purelin'},
'traingdx');
net.trainParam.Epochs = 1000;
net.trainParam.mc=0.9;
net.trainParam.lr=0.5;
net = train(net,pn,tn);
an = sim(net,pn);
a = poststd(train, meant, stdt);
```

Syntax m file pada proses training diatas dijelaskan pada bab 5.3.1 sampai 5.3.5.

5.3.1 Pembentukan *Artificial Neural Network*

Tahap kedua setelah normalisasi adalah membuat jaringan yang akan digunakan dalam proses training. Fungsi yang dapat digunakan untuk membuat jaringan pada matlab adalah `newff`. Pada pembentukan JST dibutuhkan empat input. Input pertama adalah matrix minimum dan maximum dalam vektor input yaitu `pn`. Input kedua adalah jumlah *layer* yang dibutuhkan. Input ketiga adalah fungsi aktivasi yang digunakan dalam setiap *layer* dan input keempat adalah fungsi aktivasi yang akan digunakan dalam proses training.

Syntax dibawah terdiri dari input pada proses pelatihan berisi inflasi menurut kelompok pengeluaran dan indeks harga konsumen. Pada input kedua terdapat 8 *neuron* untuk *layer* pertama (input *layer*) dan satu *neuron* pada *layer* kedua (output *layer*). Pada penelitian ini *neuron* untuk *layer* pertama akan dilakukan uji coba dari 2 *neuron* hingga 16 *neuron*. Pada input ketiga fungsi aktivasi pada *layer* pertama adalah `logsig` dan fungsi aktivasi kedua adalah `linear` (`purelin`). `Logsig` merupakan

fungsi aktivasi sigmoid biner yang digunakan untuk mengirimkan informasi dari input *layer* melalui bobot ke *neuron* pada *hidden layer*. Sedangkan *purelin* merupakan fungsi aktivasi linear yang dipakai untuk menghasilkan nilai output dengan range yang sama dengan nilai inputnya. Pada input keempat fungsi aktivasi training yang digunakan adalah *traingdx*. Fungsi *traingdx* mengkombinasikan *learning rate* dengan momentum pada saat training.

```
net=newff(minmax(pn),[4,1],{'logsig','purelin'},
'traingdx');
```

Syntax diatas akan membangun jaringan dan sekaligus menginisialisasi nilai bobot dan bias pada jaringan.[17]

5.3.2 Penentuan Parameter *Artificial Neural Network*

Arsitektur *Artificial Neural Network* juga membutuhkan parameter. Parameter yang digunakan pada proses pembelajaran adalah iterasi maksimum (epochs) yaitu sebesar 1000 iterasi , dimana maksimum epochs menjadi kriteria pemberhentian pada proses pembelajaran. Parameter *learning rate*(lr) sebesar 0.5 dan Parameter momentum(mc) sebesar 0.9[17]. *Syntax* untuk membangun *Artificial Neural Network* adalah sebagai berikut :

```
net.trainParam.Epochs = 1000;
net.trainParam.mc = 0.9;
net.trainParam.lr = 0.5;
```

5.3.3 Proses Pelatihan (Training)

Pada proses pelatihan digunakan 83 data sebagai variabel input dan variabel target . *Syntax* yang digunakan dalam proses pelatihan adalah sebagai berikut :

```
net = train(net,pn,tn);
```

dimana

net = model jaringan saraf yang sudah dibangun
 pn = matriks input jaringan saraf yang ternormalisasi
 tn = matriks target jaringan saraf yang ternormalisasi

Pada proses pelatihan dilakukan uji coba terhadap *neuronhidden layer* yang dimulai dari 2 neuron hingga 16 *neuron*. Keluaran dari proses training akan berubah pada setiap proses training, oleh karena itu percobaan yang dilakukan untuk setiap *neuronhidden* pada proses training akan dilakukan sebanyak tiga kali dan kemudian dipilih performa terbaik pada proses pelatihan yang dilihat berdasarkan nilai MAPE terkecil. Hasil pelatihan menunjukkan perbedaan nilai MAPE pada setiap neuron dan percobaan.

5.3.4 Simulasi Training

Proses simulasi dilakukan setelah pelatihan pada jaringan yang dibangun. Simulasi bertujuan untuk menghasilkan output jaringan dari model jaringan dan input matrik. *Syntax* yang digunakan dalam proses simulasi adalah :

```
an = sim(net,pn)
```

dimana

an = output jaringan saraf
 net = model jaringan saraf
 pn = matriks input jaringan saraf yang ternormalisasi

5.3.5 Denormalisasi/Post Processing Training

Output yang dihasilkan pada proses simulasi perlu diubah ke bentuk denormalisasi, proses ini disebut *Postprocessing*. Jika *prestd* digunakan untuk menskala nilai input dan target, maka nilai output akan menghasilkan rata rata sama dengan nol dan standard deviasi sama dengan satu. Oleh karena itu diperlukan

fungsi *post* untuk mengembalikan nilai sesuai dengan data aslinya. *Syntax* yang dapat digunakan untuk mengembalikan nilai output dari proses simulasi ke nilai aslinya:

$$a = \text{poststd}(an, \text{meant}, \text{stdt})$$

dimana

a = nilai output denormalisasi

an = nilai output simulasi

meant = rata rata target

stdt = standar deviasi target.

5.4. Normalisasi Data *Testing*

Setelah melakukan proses pelatihan, tahap selanjutnya adalah menyiapkan data testing. Data testing di normalisasi terlebih dahulu dengan fungsi *trastd*. *Syntax* untuk normalisasi data testing adalah sebagai berikut :

$$qn = \text{trastd}(q, \text{meanp}, \text{stdp})$$

dimana

qn = data testing ternormalisasi

q = data testing

meanp = mean dari proses normalisasi data pelatihan

stdp = nilai standar deviasi dari proses normalisasi data pelatihan

5.5. *Testing*

Pada proses *testing*, *syntax* pembentukan *Artificial Neural Network*, penentuan parameter dan proses pelatihan sama dengan *training*, namun yang membedakan adalah *syntax* pada proses simulasi dan normalisasi. *Syntax* m file yang digunakan pada proses *testing* adalah sebagai berikut :

```

net=newff(minmax(pn),[4,1],{'logsig','purelin'},
'traingdx');
net.trainParam.Epochs = 1000;
net.trainParam.mc=0.9;
net.trainParam.lr=0.5;
net = train (net,pn,tn);
bn =sim(net,qn);
b= poststd(bn, meant, stdt);

```

5.5.1 Simulasi *Testing*

Data testing yang sudah ternormalisasi dilakukan simulasi dengan perintah `sim` menggunakan jaringan pada proses training untuk menghasilkan output yang diinginkan. *Syntax* untuk proses testing adalah sebagai berikut :

```
bn = sim(net,qn)
```

dimana

bn = data output hasil testing
net = jaringan pada proses training
qn = data testing yang ternormalisasi

5.5.2 Denormalisasi/*Postprocessing* pada *Testing*

Seperti halnya pada proses *training*, output data *testing* dikembalikan kepada nilai aslinya dengan proses denormalisasi. *Syntax* untuk denormalisasi data testing adalah sebagai berikut :

```
b = poststd(bn, meant, stdt)
```

dimana

b = data output testing yang ternormalisasi
bn = data output hasil testing
meant = nilai mean dari proses normalisasi
stdt = nilai standar deviasi dari proses normalisasi

5.6. Uji Coba Parameter

Tahap selanjutnya setelah mendapatkan model terbaik dari data testing, dilakukan uji coba parameter untuk mengetahui parameter terbaik dalam peramalan inflasi. *Syntax* pembentukan model *Artificial Neural Network* pada uji coba parameter terdiri dari input pada proses pelatihan berisi inflasi menurut kelompok pengeluaran dan indeks harga konsumen. Pada uji coba parameter *neuron* untuk *hidden layer* adalah 4 *neuron* berdasarkan dari model terbaik. Pada input ketiga fungsi aktivasi pada *layer* pertama adalah *logsig* dan fungsi aktivasi kedua adalah *linear(purelin)*. Uji coba dilakukan pada tiga parameter. Parameter pertama adalah *epoch*, dilakukan uji coba dari epoch 1000 sampai 3000 dengan interval 500. Parameter kedua adalah momentum, dilakukan uji coba dari momentum 0.5 sampai 0.9 dengan interval 0.1 dan parameter terakhir adalah *learning rate* dari 0.1 sampai 0.9 dengan interval 0.1. *Syntax* *mfile* yang digunakan pada uji coba parameter adalah sebagai berikut.

```

hasil = []
for epochs = 1000:500:3000;

net=newff(minmax(pn),[4,1],{'logsig','purelin'},
'traingdx');
net.trainParam.Epochs = epochs;
for mc = 0.5:0.1:0.9;
net.trainParam.mc=mc;
for lr = 0.1:0.1:0.9
net.trainParam.lr=0.5;

net = train (net,pn,tn);
bn=sim(net,qn);
b= poststd(bn, meant, stdt);
hasil = [hasil; b];
end
end
end

```

Syntax diatas akan menghasilkan sebuah output bernama hasil dimana hasil berisi peramalan inflasi Indonesia dari setiap percobaan uji parameter.

BAB VI

HASIL PEMBAHASAN

Pada bab ini penulis akan menjelaskan hasil dan pembahasan dari perancangan dan implementasi peramalan inflasi menggunakan Artificial Neural Network. Bab ini meliputi hasil eksperimen, Model terbaik, Hasil uji coba penentuan parameter optimal dan hasil peramalan inflasi.

6.1. Hasil Normalisasi

Normalisasi yang dilakukan pada data training menghasilkan matriks input ternormalisasi (pn), matriks target ternormalisasi(tn), nilai *mean* pada matriks input(meanp) dan target(meant), dan nilai standard deviasi pada matriks input (stdp) dan target(stdt). Hasil normalisasi yang dilakukan pada data training dapat dilihat pada tabel 6.1

Tabel 6.1 Hasil normalisasi data training

t	Inflasi	1.36	0.58	0.03	...	0.07
tn	Inflasi	1.74	0.17	-0.93	...	-0.85
p	X ₁	4.29	1.18	-0.88	...	-0.13
	X ₂	0.94	0.65	0.58	...	0.20
	X ₃	0.70	0.55	0.36	...	0.15
	X ₄	0.73	0.72	0.15	...	-0.10
	X ₅	1.06	0.40	0.39	...	0.21
	X ₆	0.20	-0.28	0.12	...	0.06
	X ₇	-0.05	0.16	0.13	...	0.23
	X ₈	138.72	139.53	139.57	...	134.76

pn	X ₁	2.7227	0.3152	-1.2794	...	-0.6988
	X ₂	1.0299	0.1807	-0.0244	...	-1.1372
	X ₃	0.7458	0.3680	-0.1104	...	-0.6393
	X ₄	0.2182	0.2055	-0.5221	...	-0.8412
	X ₅	2.2688	0.0502	0.0166	...	-0.5885
	X ₆	-0.3260	-0.9224	-0.4254	...	-0.5000
	X ₇	-0.1800	0.0007	-0.0251	...	0.0610
	X ₈	0.4922	0.5477	0.5505	...	0.2206

dimana,

p = matriks input pelatihan

t = matriks target

pn = matriks input yang ternormalisasi

tn = matriks target yang ternormalisasi

6.2. Hasil Eksperimen

Dari proses training dan testing dengan model yang sudah ditentukan, dilakukan perhitungan akurasi model dengan membandingkan data aktual dan data peramalan. Perhitungan akurasi yang dilakukan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Kolom model neural network dituliskan dengan jumlah *neuron* pada input *layer*, jumlah *neuron* pada *hidden layer* dan jumlah *neuron* pada output *layer*. Hasil eksperimen pada data training dan data testing dapat dilihat pada tabel 6.2

Tabel 6.2 Hasil eksperimen

Model	MAPE Training	MAPE Testing
[8,2,1]	13.91%	19.55%
[8,3,1]	8.26%	17.61%
[8,4,1]	6.83%	17.32%
[8,5,1]	7.58%	21.94%
[8,6,1]	9.53%	18.67%
[8,7,1]	8.72%	20.44%
[8,8,1]	9.14%	18.47%
[8,9,1]	9.27%	21.75%
[8,10,1]	8.13%	20.32%
[8,11,1]	8.96%	20.47%
[8,12,1]	7.28%	22.24%
[8,13,1]	7.63%	21.58%
[8,14,1]	9.07%	19.53%
[8,15,1]	9.34%	25.77%
[8,16,1]	8.41%	22.61%

Pemilihan model terbaik diambil dari error terkecil dari data *testing*. Dari tabel 6.2 didapatkan model terbaik untuk meramalkan inflasi di Indonesia adalah dengan 8 node input, 4 node *hidden layer* dan 1 node output *layer* dengan tingkat akurasi sebesar 17.32%.

6.3. Uji Coba Penentuan Parameter Model Peramalan

Uji coba dilakukan terhadap arsitektur *Artificial Neural Network* terbaik pada hasil eksperimen. Tujuan uji coba parameter adalah untuk mendapatkan nilai peramalan yang baik dengan mengetahui nilai parameter paling optimal menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE didapatkan dengan membandingkan hasil peramalan dengan data asli. Nilai peramalan dikatakan baik jika memiliki nilai MAPE yang

minimum . Uji coba parameter yang dilakukan adalah dengan mencoba parameter iterasi (*epoch*) dari 1000 hingga 3000 dengan interval 500, parameter momentum(*mc*) dari 0.5 hingga 0.9 dan parameter *learning rate*(*lr*) dari 0.1 sampai 0.9. Hasil dari uji coba parameter terbaik berada pada epoch 2000 yang dapat dilihat pada tabel 6.3

Tabel 6.3 Hasil uji coba parameter

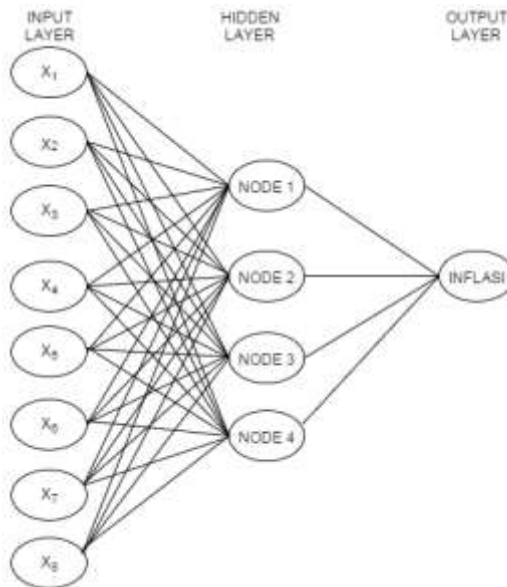
Epoch	Momentum	<i>Learning rate</i>	MAPE
2000	0.5	0.1	18.81%
		0.2	17.09%
		0.3	16.81%
		0.4	16.70%
		0.5	16.62%
		0.6	16.53%
		0.7	16.34%
		0.8	16.08%
		0.9	16.03%
2000	0.6	0.1	15.95%
		0.2	15.86%
		0.3	15.78%
		0.4	15.70%
		0.5	15.65%
		0.6	15.61%
		0.7	15.59%
		0.8	15.57%
		0.9	15.59%
2000	0.7	0.1	15.60%
		0.2	15.63%

Epoch	Momentum	Learning rate	MAPE
		0.3	15.67%
		0.4	15.70%
		0.5	15.69%
		0.6	15.97%
		0.7	15.99%
		0.8	15.92%
		0.9	15.94%
2000	0.8	0.1	15.90%
		0.2	15.83%
		0.3	15.76%
		0.4	15.65%
		0.5	15.54%
		0.6	15.42%
		0.7	15.29%
		0.8	15.24%
		0.9	15.31%
2000	0.9	0.1	15.39%
		0.2	15.44%
		0.3	15.52%
		0.4	15.58%
		0.5	15.63%
		0.6	15.68%
		0.7	15.72%
		0.8	15.74%
		0.9	15.75%

Berdasarkan Tabel didapatkan kombinasi parameter optimal dengan menghasilkan nilai MAPE terkecil adalah epoch sebesar 2000, momentum sebesar 0.8 dan *learning rate* sebesar 0.8 dengan nilai MAPE sebesar 15.24%.

6.4. Model Terbaik

Dari hasil training , testing dan uji coba parameter didapatkan model terbaik untuk peramalan Inflasi Indonesia menggunakan ANN yaitu model 8-4-1 dengan parameter epoch sebesar 2000, momentum sebesar 0.8 dan *learning rate* sebesar 0.8. Gambar model terbaik dapat dilihat pada gambar 6.1



Gambar 6.1 Model Artificial Neural Network 8-4-1

Model 8-4-1 menggambarkan bahwa model terbaik yang didapat adalah dengan 8 node input yang dilambangkan dengan X_1 hingga X_8 , 4 node *hidden layer* dan 1 node output.

6.5. Peramalan Inflasi Indonesia

Peramalan inflasi Indonesia dilakukan dengan menggunakan *Artificial Neural Network* yang telah ditentukan dengan nilai terbaik sebelumnya dan menggunakan parameter paling optimal yang telah dilakukan pada tahap uji coba parameter. Hasil peramalan inflasi Indonesia ditunjukkan pada tabel 6.4

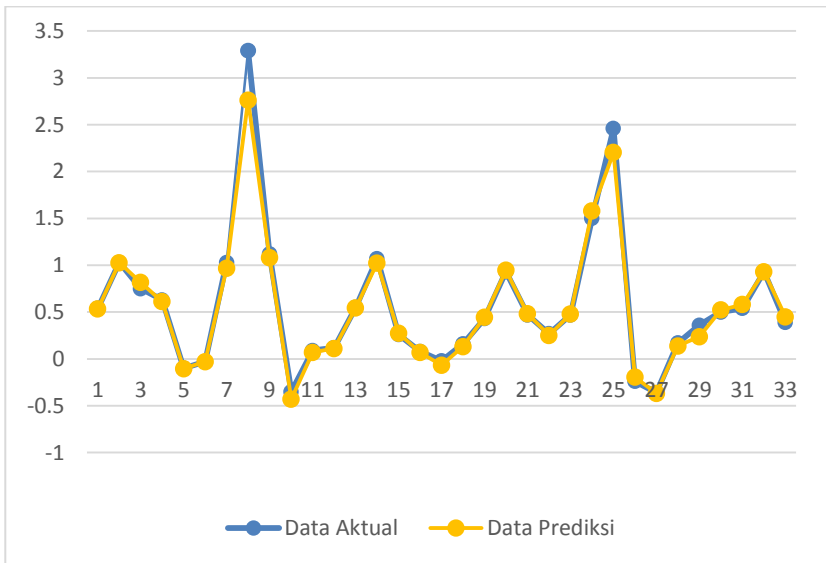
Tabel 6.4 Hasil peramalan inflasi Indonesia

Bulan	Tahun	Aktual	Prediksi	ERROR	APE
Desember	2012	0.54	0.53	0.01	1.00%
Januari	2013	1.03	1.03	0.00	0.00%
Februari	2013	0.75	0.82	0.07	9.00%
Maret	2013	0.63	0.61	0.02	3.00%
April	2013	-0.10	-0.10	0.01	5.00%
Mei	2013	-0.03	-0.03	0.00	1.00%
Juni	2013	1.03	0.97	0.06	6.00%
Juli	2013	3.29	2.76	0.53	16.00%
Agustus	2013	1.12	1.08	0.04	4.00%
September	2013	-0.35	-0.43	0.08	22.00%
Oktober	2013	0.09	0.07	0.02	21.00%
November	2013	0.12	0.11	0.01	7.00%
Desember	2013	0.55	0.54	0.01	1.00%
Januari	2014	1.07	1.02	0.05	4.00%
Februari	2014	0.26	0.27	0.01	5.00%
Maret	2014	0.08	0.07	0.01	14.00%
April	2014	-0.02	-0.07	0.05	231.00%
Mei	2014	0.16	0.13	0.03	17.00%
Juni	2014	0.43	0.45	0.02	4.00%

Bulan	Tahun	Aktual	Prediksi	ERROR	APE
Juli	2014	0.93	0.95	0.02	2.00%
Agustus	2014	0.47	0.48	0.01	2.00%
September	2014	0.27	0.25	0.02	7.00%
Oktober	2014	0.47	0.48	0.01	2.00%
November	2014	1.50	1.58	0.08	5.00%
Desember	2014	2.46	2.20	0.26	10.00%
Januari	2015	-0.24	-0.20	0.04	19.00%
Februari	2015	-0.36	-0.37	0.01	2.00%
Maret	2015	0.17	0.14	0.03	19.00%
April	2015	0.36	0.24	0.12	34.00%
Mei	2015	0.50	0.52	0.02	4.00%
Juni	2015	0.54	0.58	0.04	8.00%
Juli	2015	0.93	0.93	0.00	0.00%
Agustus	2015	0.39	0.45	0.06	15.00%
MAPE					15.24%

Error hasil peramalan menggunakan data testing memiliki nilai yang cukup tinggi. Hal ini disebabkan pada data testing terdapat anomali yaitu nilai dari bulan april 2014 selalu memiliki nilai *error* diatas 200% yang mengakibatkan rata rata *error* keseluruhan menjadi tinggi. Apabila data pada bulan april 2014 pada hasil peramalan menggunakan model [8-4-1] dan parameter optimal tidak diikutsertakan rata rata presentase *error* akan menurun menjadi 8.50% .

Gambar 6.2 merupakan grafik perbandingan hasil prediksi dengan data aktual dari data Inflasi. Peramalan dilakukan dengan menggunakan model terbaik yang didapat dari hasil MAPE terkecil.



Gambar 6.2 Perbandingan data aktual dengan prediksi

6.6. Kesimpulan Hasil Eksperimen

Dari hasil eksperimen yang sudah dilakukan didapatkan kesimpulan bahwa jumlah *neuron* pada *hidden layer* yang paling tepat digunakan dalam peramalan inflasi di Indonesia adalah sebesar 4 *neuron* dengan parameter optimal yaitu epoch sebesar 2000, momentum sebesar 0.8 dan *learning rate* sebesar 0.8. Selain itu, dari hasil eksperimen dapat diketahui tingkat *error* menggunakan ANN yaitu sebesar 15.24%. Error yang dihasilkan pada penelitian dengan menggunakan data testing termasuk dalam kategori baik karena nilai MAPE berada diantara 10-20%[11], namun apabila dibandingkan dengan data training, error pada data testing memiliki nilai MAPE lebih tinggi. Hal ini disebabkan

BAB VII

KESIMPULAN DAN SARAN

7.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari tugas akhir yang dikerjakan oleh penulis, didapatkan kesimpulan yang juga ditarik berdasarkan tujuan awal pengerjaan tugas akhir ini bahwa metode *Artificial Neural Network* dapat digunakan untuk peramalan inflasi di Indonesia dengan tingkat error yang kecil.

7.2 Saran

Saran yang dihasilkan dari penarikan kesimpulan dan batasan masalah dari pengerjaan tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

1. Penelitian selanjutnya dapat ditambahkan variabel input seperti Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB) dan Deflator Produk Domestik Bruto(DPDB) untuk meningkatkan hasil akurasi dari hasil peramalan.
2. Dalam penelitian ini , proses pelatihan dan pengujian menggunakan tools matlab dengan kode terpisah. Pada penelitian selanjutnya dapat dikembangkan sebuah aplikasi untuk peramalan.

LAMPIRAN A

Lampiran ini berisikan data aktual inflasi menurut kelompok pengeluaran, ihk dan inflasi dari periode januari 2006 hingga Agustus 2015

Bulan-Tahun	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	Inflasi
Januari-2006	4.29	0.94	0.7	0.73	1.06	0.2	-0.05	138.72	1.36
Februari-2006	1.18	0.65	0.55	0.72	0.4	-0.28	0.16	139.53	0.58
Maret-2006	-0.88	0.58	0.36	0.15	0.39	0.12	0.13	139.57	0.03
April-2006	-0.85	0.43	0.42	0.7	0.58	0.09	0.07	139.64	0.05
Mei-2006	0.28	0.3	0.3	2.03	0.57	0.07	0.17	140.16	0.37
Juni-2006	1.12	0.26	0.32	-0.08	0.27	0.25	0.1	140.79	0.45
Juli-2006	0.99	0.31	0.21	0.36	0.06	0.69	0.08	141.42	0.45
Agustus-2006	-0.34	0.35	0.3	0.35	0.33	4.77	0.01	141.88	0.33
September-2006	0.62	0.13	0.28	-0.13	0.31	1.84	-0.01	142.42	0.38
Oktober-2006	2.17	0.64	0.26	1	0.29	0.1	0.46	143.65	0.86

Bulan-Tahun	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	Inflasi
November-2006	0.65	0.47	0.29	0.7	0.42	0.03	-0.21	144.14	0.34
Desember-2006	3.12	1.11	0.74	0.13	1.05	0.07	0.1	145.89	1.21
Januari-2007	2.68	0.87	0.71	-0.25	0.54	0.1	0.1	147.41	1.04
Februari-2007	0.84	0.65	0.8	0.56	0.64	0.23	0.03	148.32	0.62
Maret-2007	0.16	0.36	0.29	0.41	0.2	0.03	0.09	148.67	0.24
April-2007	-1.3	0.38	0.26	0.61	0.32	-0.03	0.22	148.43	-0.16
Mei-2007	-0.39	0.47	0.35	0.21	0.18	0.01	0.13	148.58	0.1
Juni-2007	0.47	0.33	0.13	-0.43	0.22	0.03	0.11	148.92	0.23
Juli-2007	1.35	0.4	0.32	0.61	0.35	2.89	0.05	149.99	0.72
Agustus-2007	0.79	0.48	0.77	0.49	0.24	3.18	0.04	151.11	0.75
September-2007	1.81	0.45	0.18	1.22	0.44	1.7	0.07	152.32	0.8
Oktober-2007	1.87	0.51	0.21	2.05	0.45	0.21	0.47	153.53	0.79
November-	0.04	0.43	0.12	1.66	0.26	0.11	-0.27	153.81	0.18

Bulan-Tahun	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	Inflasi
2007									
Desember-2007	2.47	0.91	0.63	0.99	0.41	0.12	0.22	155.5	1.1
Januari-2008	2.77	2.02	1.8	2.31	0.72	0.01	0.24	158.26	1.77
Februari-2008	1.59	0.88	-0.01	0.76	1.56	0.04	0.02	159.29	0.65
Maret-2008	1.44	1.08	0.99	1.17	0.69	0.09	0.11	160.81	0.95
April-2008	0.55	0.86	1.62	-0.27	1.88	0.13	-1.18	161.73	0.57
Mei-2008	1.72	0.86	1.58	-0.16	0.69	0.37	2.23	164.01	1.41
Juni-2008	1.28	1.33	1.14	0.49	0.83	0.44	8.72	110.08	2.46
Juli-2008	1.85	1.07	1.8	0.81	0.71	1.74	0.71	111.59	1.37
Agustus-2008	0.94	0.59	0.53	-0.53	0.56	1.36	-0.01	112.16	0.51
September-2008	1.9	0.94	1.22	0.5	0.36	0.63	0.22	113.25	0.97
Oktober-2008	0.71	0.77	0.24	0.71	0.52	0.39	0.1	113.76	0.45
November-2008	-0.67	1.13	0.23	0.72	0.37	0.26	-0.31	113.9	0.12
Desember-	0.57	0.52	0.52	1.13	0.21	0.16	-2.74	113.86	-0.04

Bulan-Tahun	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	Inflasi
2008									
Januari-2009	0.76	0.95	-0.06	0.55	0.37	0.12	-2.53	113.78	-0.07
Februari-2009	0.95	0.91	0.28	2.85	0.17	0.04	-2.43	114.02	0.21
Maret-2009	-0.26	0.52	0.2	1.02	0.73	0.06	0.25	114.27	0.22
April-2009	-1.33	0.4	0.12	-1.7	0.34	0.05	0.07	113.92	-0.31
Mei-2009	-0.25	0.48	0.09	-0.48	0.62	0.07	0	113.97	0.04
Juni-2009	-0.18	0.29	0.04	0.3	0.23	0.09	0.25	114.1	0.11
Juli-2009	1.14	0.29	0.08	-0.23	0.13	1.21	0.28	114.61	0.45
Agustus-2009	1.29	0.73	0.21	0.01	0.35	1.26	-0.02	115.25	0.56
September-2009	2.43	1.08	0.18	1.28	0.29	0.43	0.89	116.46	1.05
Oktober-2009	0.28	0.7	0.24	0.37	0.2	0.34	-0.71	116.68	0.19
November-2009	-0.82	0.26	0.15	0.98	0.19	0.13	-0.08	116.65	-0.03
Desember-2009	-0.13	0.93	0.28	0.95	0.2	0.01	0.35	117.03	0.33

Bulan-Tahun	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	Inflasi
Januari-2010	1.73	1.93	0.34	-0.2	0.15	0.1	0.16	118.01	0.84
Februari-2010	0.86	0.4	0.2	-0.47	0.18	0.07	0.11	118.36	0.3
Maret-2010	-0.91	0.28	0.13	0.01	0.25	0.02	0.07	118.19	-0.14
April-2010	0.33	0.24	0.1	0.14	0.17	0.01	0.04	118.37	0.15
Mei-2010	0.49	0.34	0.09	1.19	0.11	0.02	0.02	118.71	0.29
Juni-2010	3.2	0.41	0.23	0.93	0.06	0.06	0.15	119.86	0.97
Juli-2010	4.69	0.65	0.26	-0.09	0.27	0.86	1.51	121.74	1.57
Agustus-2010	0.47	0.67	1.59	0.06	0.27	1.27	0.36	122.67	0.76
September-2010	0.44	0.52	0.25	1.08	0.23	0.26	0.57	123.21	0.44
Oktober-2010	-0.85	0.48	0.36	1.73	0.24	0.44	-0.57	123.29	0.06
November-2010	1.49	0.46	0.25	0.89	0.09	0.08	0.01	124.03	0.6
Desember-2010	2.81	0.36	0.21	1.08	0.16	0.07	0.25	125.17	0.92
Januari-2011	2.21	0.49	0.48	0.15	0.47	0.42	0.31	126.29	0.89
Februari-2011	-0.33	0.47	0.4	-0.08	0.69	0.13	0.15	126.46	0.13

Bulan-Tahun	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	Inflasi
Maret-2011	-1.94	0.32	0.29	0.38	0.38	0.17	0.08	126.05	-0.32
April-2011	-1.9	0.2	0.21	0.75	0.38	0.08	0.07	125.66	-0.31
Mei-2011	-0.28	0.22	0.25	0.64	0.5	0.03	0.14	125.81	0.12
Juni-2011	1.27	0.41	0.3	0.57	0.41	0.18	0.15	126.5	0.55
Juli-2011	1.84	0.42	0.19	0.62	0.27	0.97	0.17	127.35	0.67
Agustus-2011	1.07	0.46	0.33	3.07	0.26	2.14	0.8	128.54	0.93
September-2011	-0.09	0.48	0.26	0.97	0.22	0.54	0.18	128.89	0.27
Oktober-2011	-0.35	0.26	0.2	-1.26	0.26	0.3	-0.41	128.74	-0.12
November-2011	0.59	0.2	0.22	1.36	0.17	0.04	0.13	129.18	0.34
Desember-2011	1.62	0.5	0.28	0.2	0.17	0.07	0.14	129.91	0.57
Januari-2012	1.85	0.65	0.54	-0.08	0.51	0.15	0.23	130.9	0.76
Februari-2012	-0.73	0.34	0.27	1.22	0.15	0.08	0.06	130.96	0.05
Maret-2012	-0.33	0.46	0.2	0.15	0.16	0.07	0.1	131.05	0.07

Bulan-Tahun	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	Inflasi
April-2012	0.12	0.62	0.24	-0.46	0.23	0.06	0.21	131.32	0.21
Mei-2012	-0.15	0.4	0.18	-0.22	0.18	0.02	0.07	131.41	0.07
Juni-2012	1.57	0.48	0.36	0.39	0.21	0.11	0.03	132.23	0.62
Juli-2012	1.68	0.89	0.16	0.18	0.42	0.56	0.31	133.16	0.7
Agustus-2012	1.48	0.67	0.26	0.86	0.24	1.7	1.5	134.43	0.95
September-2012	-0.92	0.57	0.35	1.47	0.14	1.07	-0.8	134.45	0.01
Oktober-2012	-0.43	0.38	0.42	0.94	0.25	0.21	-0.02	134.67	0.16
November-2012	-0.13	0.2	0.15	-0.1	0.21	0.06	0.23	134.76	0.07
Desember-2012	1.59	0.29	0.17	0.24	0.18	0.05	0.26	135.49	0.54
Januari-2013	3.39	0.46	0.56	0.25	0.29	0.05	-0.28	136.88	1.03
Februari-2013	2.08	0.47	0.82	-0.59	0.56	0.19	0.08	137.91	0.75
Maret-2013	2.04	0.4	0.21	-0.7	0.24	0.12	0.19	138.78	0.63
April-2013	-0.8	0.3	0.41	-1.13	0.22	0.15	0.1	138.64	-0.1
Mei-2013	-0.83	0.35	0.75	-1.22	0.23	0.06	0.05	138.6	-0.03

Bulan-Tahun	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	Inflasi
Juni-2013	1.17	0.67	0.21	-0.29	0.23	0.04	3.8	140.03	1.03
Juli-2013	5.46	1.55	0.44	-0.09	0.4	0.69	9.6	144.63	3.29
Agustus-2013	1.75	0.68	0.66	1.81	0.37	1.36	0.95	146.25	1.12
September-2013	-2.88	0.78	0.61	2.99	0.27	0.71	-0.79	145.74	-0.35
Oktober-2013	-0.62	0.55	0.26	-0.56	0.33	0.31	0.53	145.87	0.09
November-2013	-0.47	0.27	0.68	-0.03	0.34	0.11	0.02	146.04	0.12
Desember-2013	0.79	0.73	0.44	0.17	0.16	0.06	0.56	146.84	0.55
Januari-2014	2.77	0.72	1.01	0.55	0.72	0.28	0.2	110.99	1.07
Februari-2014	0.36	0.43	0.17	0.57	0.28	0.17	0.15	111.28	0.26
Maret-2014	-0.44	0.43	0.16	0.08	0.41	0.14	0.24	111.37	0.08
April-2014	-1.09	0.45	0.25	-0.25	0.61	0.24	0.2	111.35	-0.02
Mei-2014	-0.15	0.35	0.23	0.12	0.41	0.07	0.21	111.53	0.16
Juni-2014	0.99	0.32	0.38	0.3	0.36	0.08	0.21	112.01	0.43

Bulan-Tahun	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	Inflasi
Juli-2014	1.94	1	0.45	0.85	0.39	0.45	0.88	113.05	0.93
Agustus-2014	0.36	0.52	0.73	0.23	0.33	1.58	-0.12	113.58	0.47
September-2014	-0.17	0.51	0.77	-0.17	0.29	0.68	-0.24	113.89	0.27
Oktober-2014	0.25	0.43	1.04	0.21	0.6	0.23	0.16	114.42	0.47
November-2014	2.15	0.71	0.49	-0.08	0.43	0.08	4.29	116.14	1.5
Desember-2014	3.22	1.96	1.45	0.64	0.74	0.36	5.55	119	2.46
Januari-2015	0.6	0.65	0.8	0.85	0.66	0.26	-4.04	118.71	-0.24
Februari-2015	-1.47	0.45	0.41	0.52	0.39	0.14	-1.53	118.28	-0.36
Maret-2015	-0.73	0.61	0.29	-0.08	0.64	0.1	0.77	118.48	0.17
April-2015	-0.79	0.5	0.22	0.24	0.38	0.05	1.8	118.91	0.36
Mei-2015	1.39	0.5	0.2	0.23	0.34	0.06	0.2	119.5	0.5
Juni-2015	1.6	0.55	0.23	0.28	0.32	0.07	0.11	120.14	0.54
Juli-2015	2.02	0.51	0.13	0.39	0.36	0.34	1.74	121.26	0.93
Agustus-2015	0.91	0.71	0.16	0.01	0.7	1.72	-0.58	121.73	0.39

Keterangan :

X_1 : Bahan makanan

X_2 : Makanan jadi, minuman, rokok dan tembakau

X_3 : Perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar

X_4 : Sandang

X_5 :Kesehatan

X_6 : Pendidikan, rekreasi dan olahraga

X_7 :Transpor, komunikasi dan jasa keuangan

X_8 : Indeks Harga Konsumen (IHK)

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

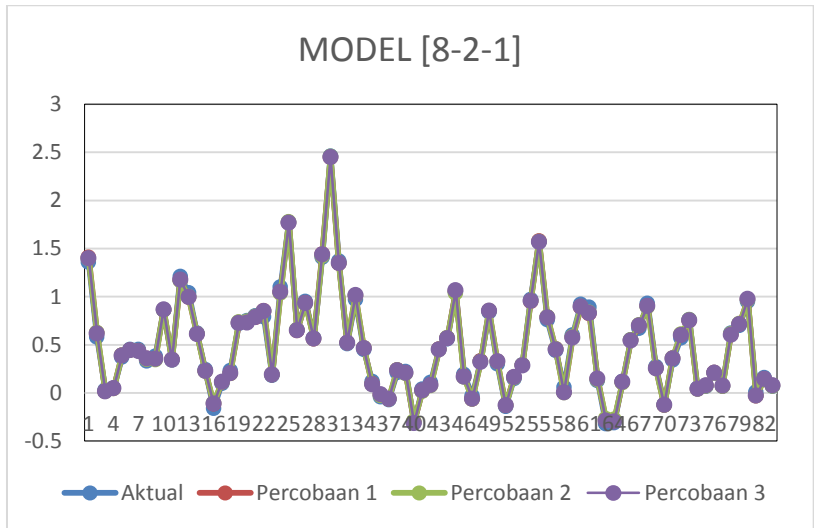
A-12

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

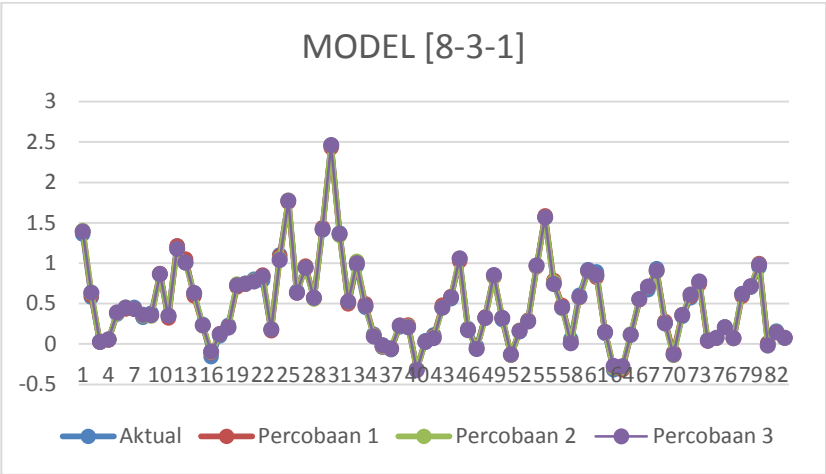
LAMPIRAN B

Lampiran ini berisikan data training yang dilakukan pada setiap model. Percobaan setiap model dilakukan sebanyak tiga kali.

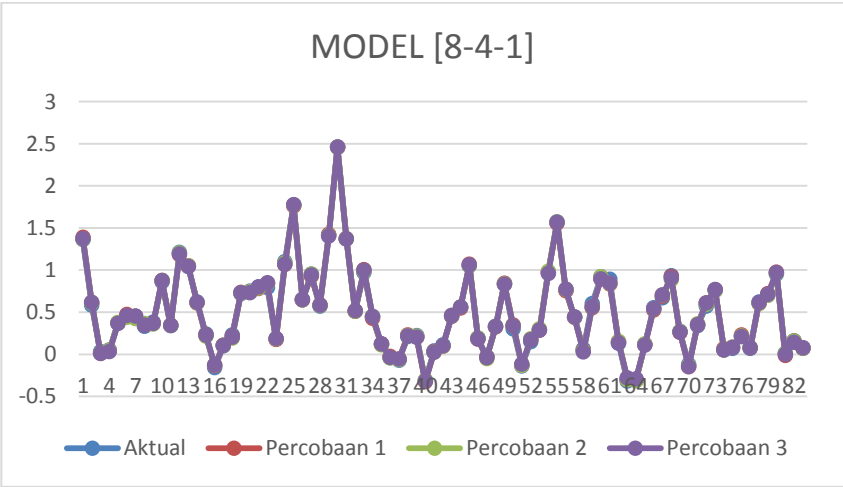
- Model [8-2-1]



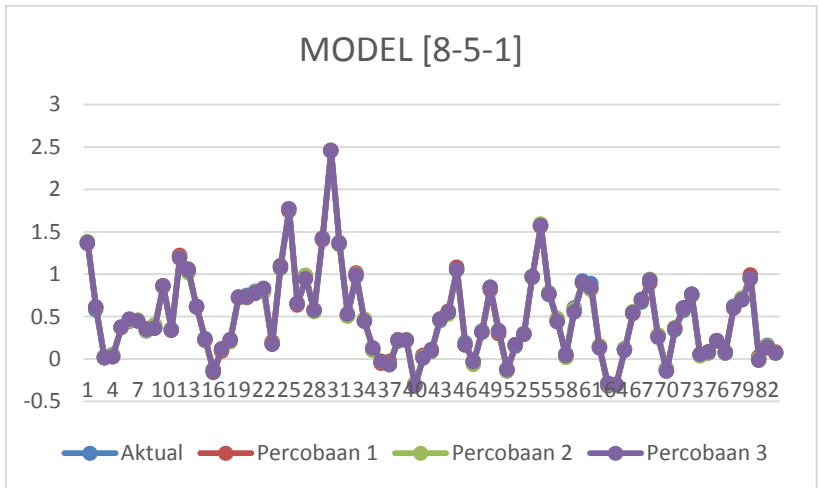
B-2



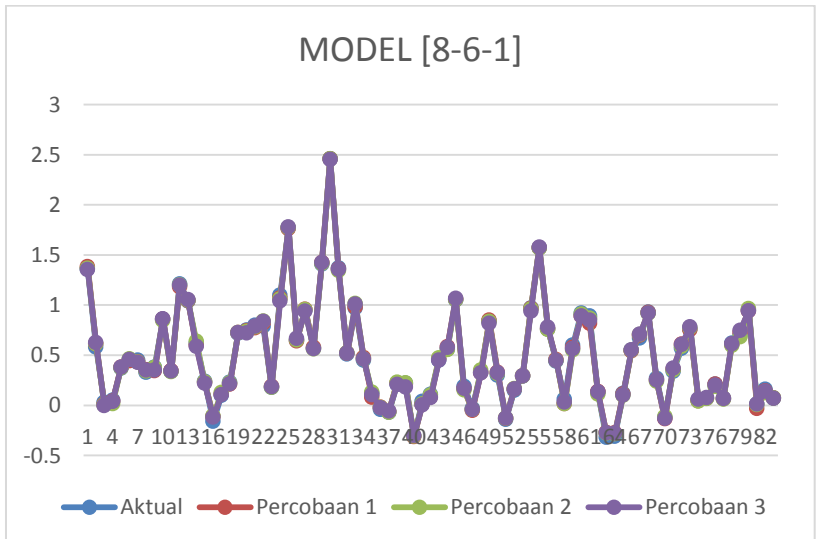
- Model [8-4-1]



- Model [8-5-1]

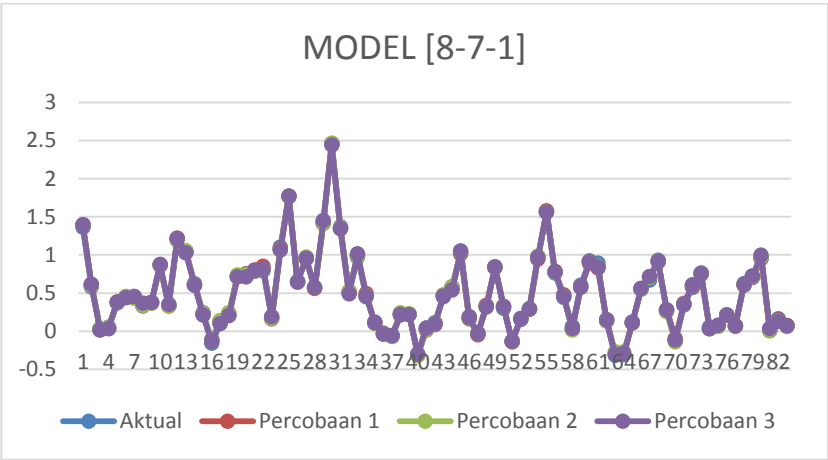


- Model [8,6,1]

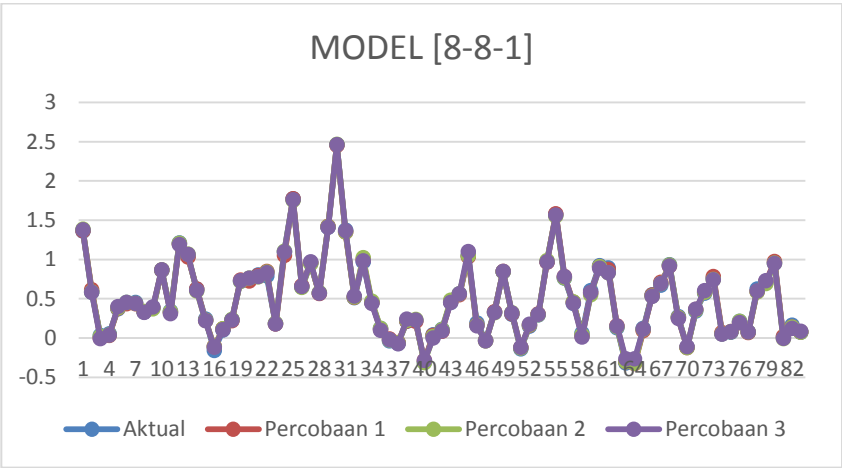


B-4

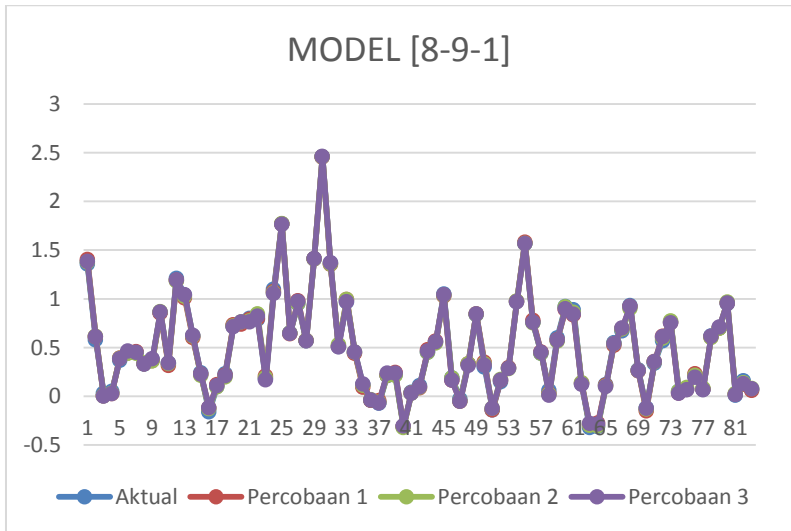
- Model [8,7,1]



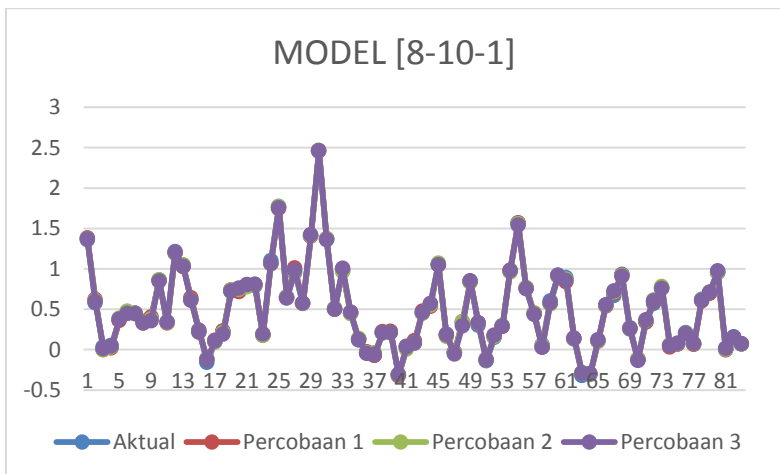
- Model [8,8,1]



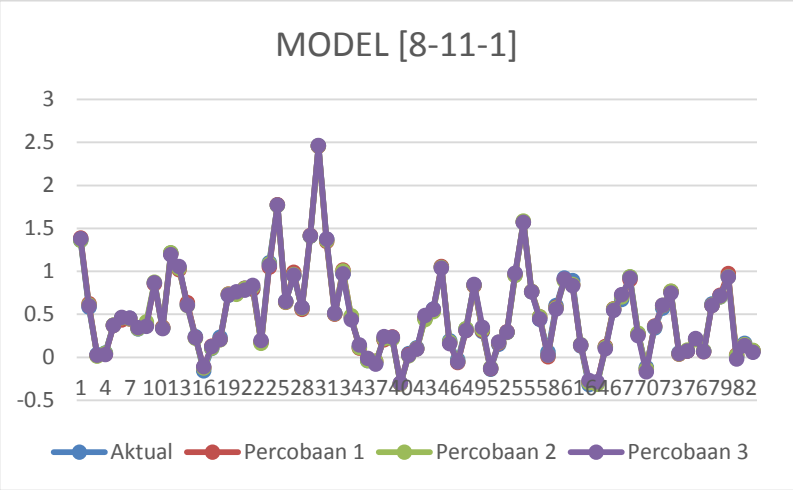
- Model [8,9,1]



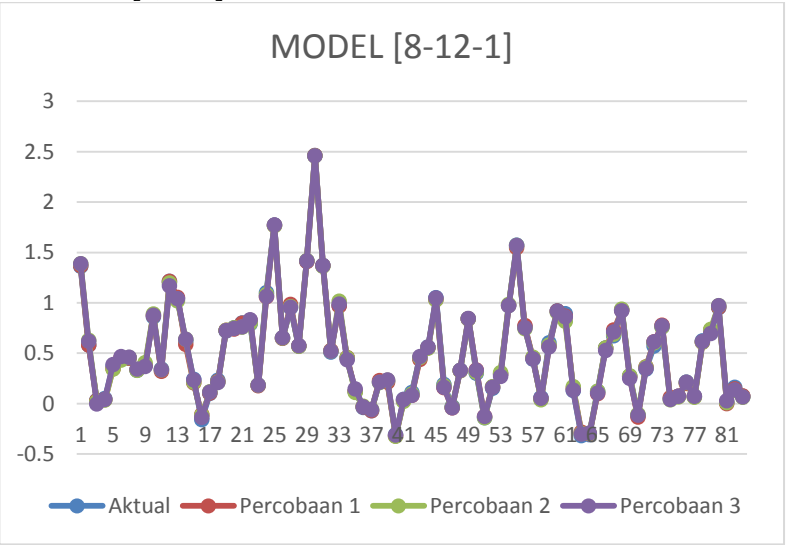
- Model [8,10,1]



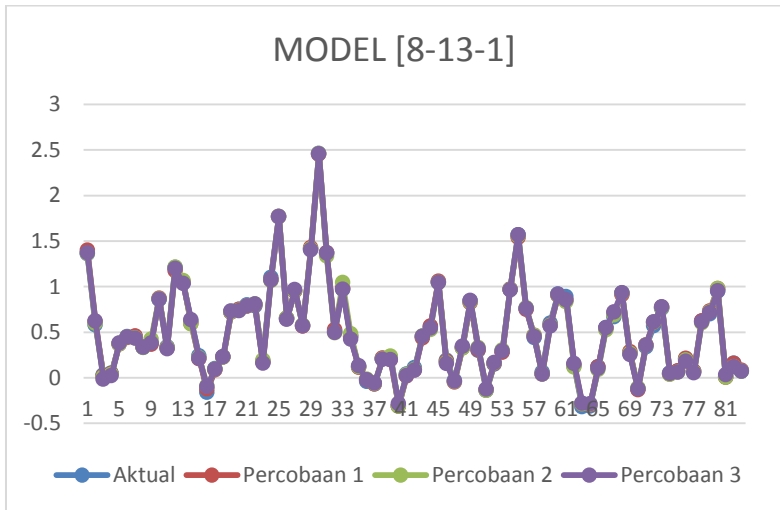
- Model [8,11,1]



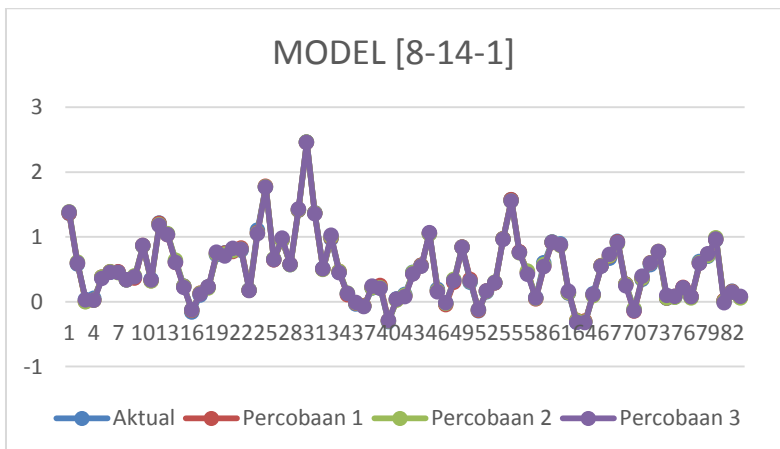
- Model [8,12,1]



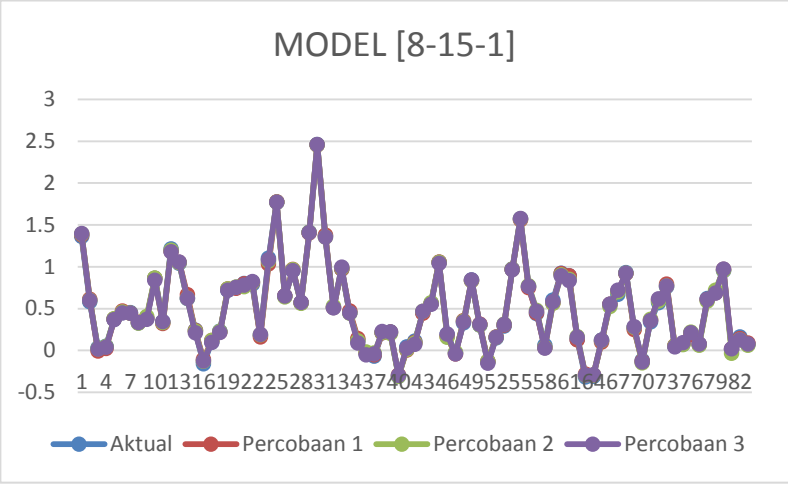
- Model [8,13,1]



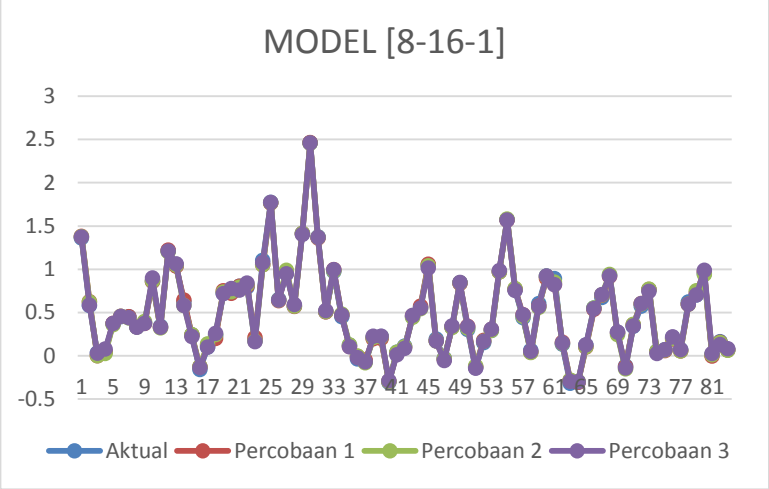
- Model [8,14,1]



- Model [8,15,1]



- Model [8,16,1]



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

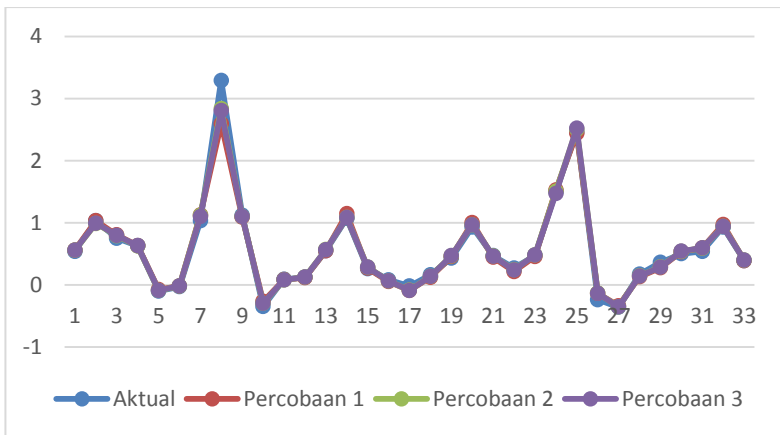
B-10

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

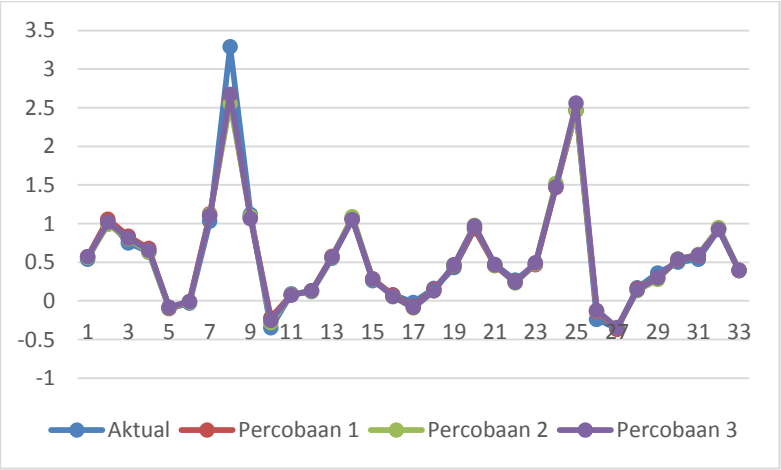
LAMPIRAN C

Lampiran ini berisikan data testing yang dilakukan pada setiap model. Pengujian pada setiap model dilakukan sebanyak tiga kali.

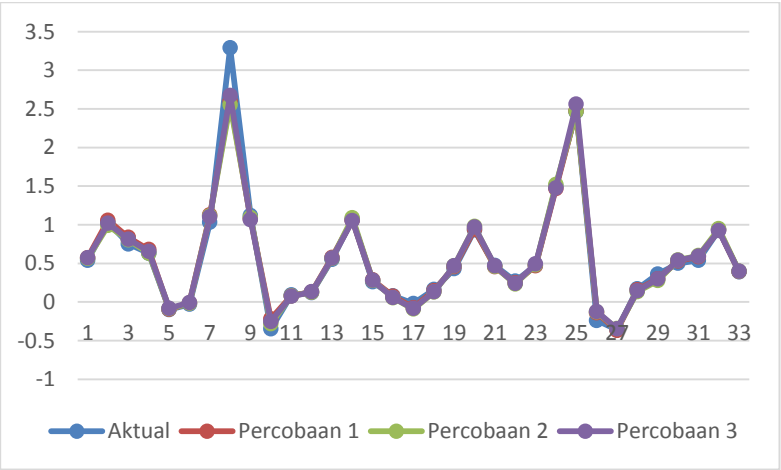
- Model [8-2-1]



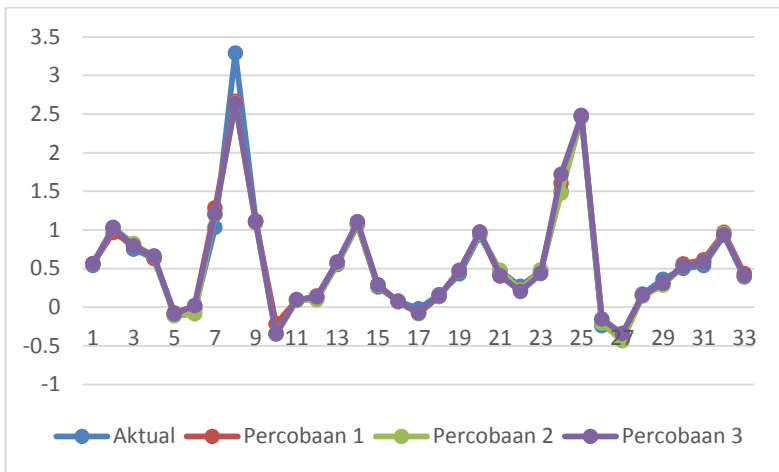
- Model [8-3-1]



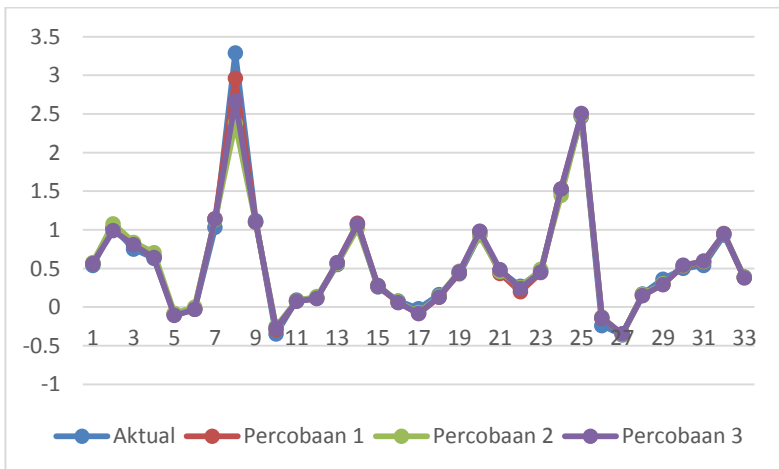
- Model [8-4-1]



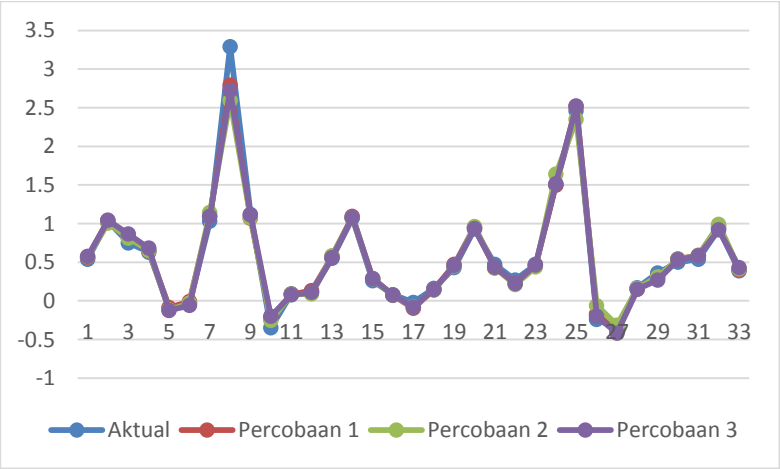
- Model [8-5-1]



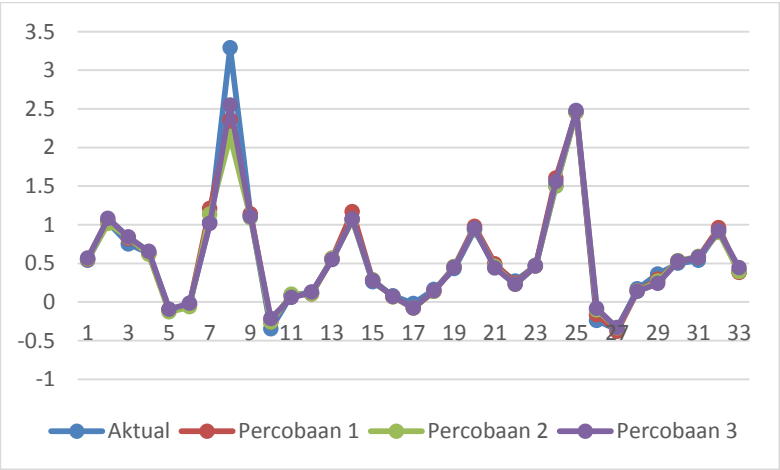
- Model [8-6-1]



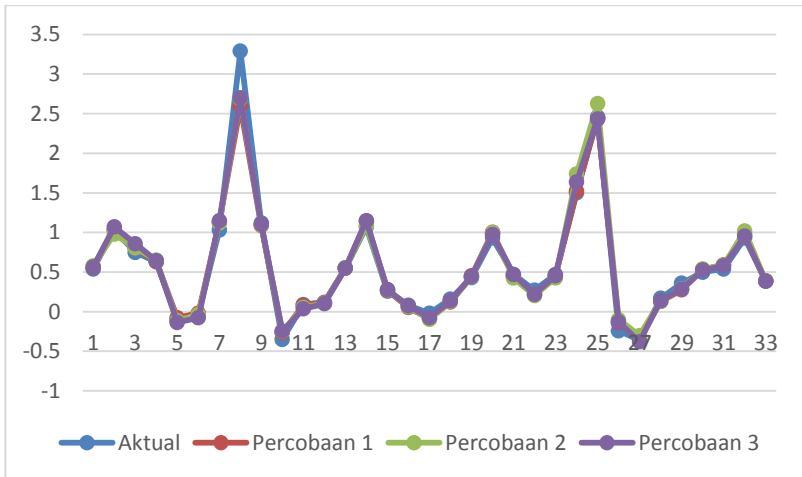
- Model [8-7-1]



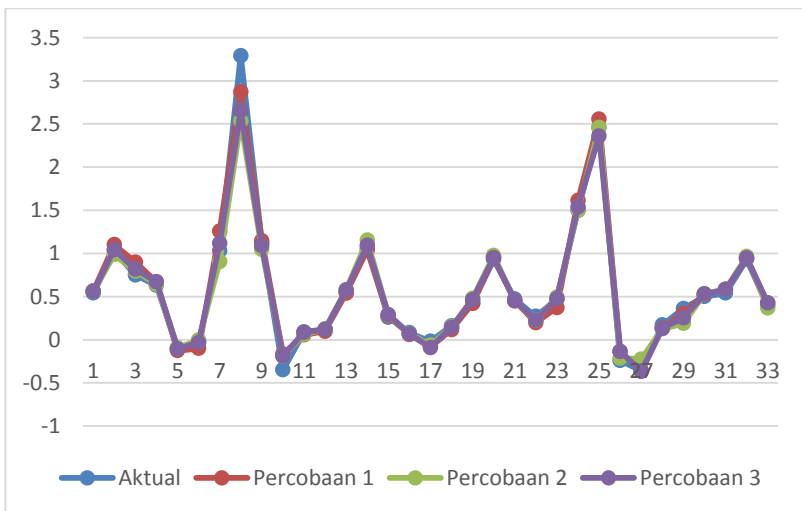
- Model [8-8-1]



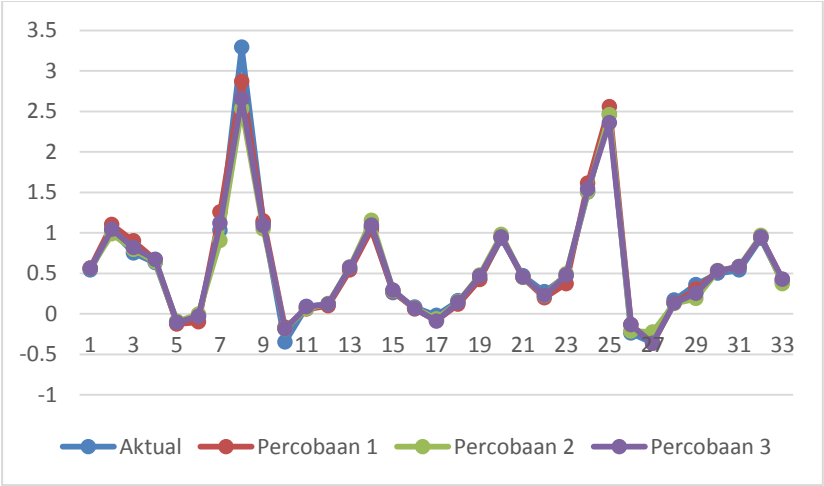
- Model [8-9-1]



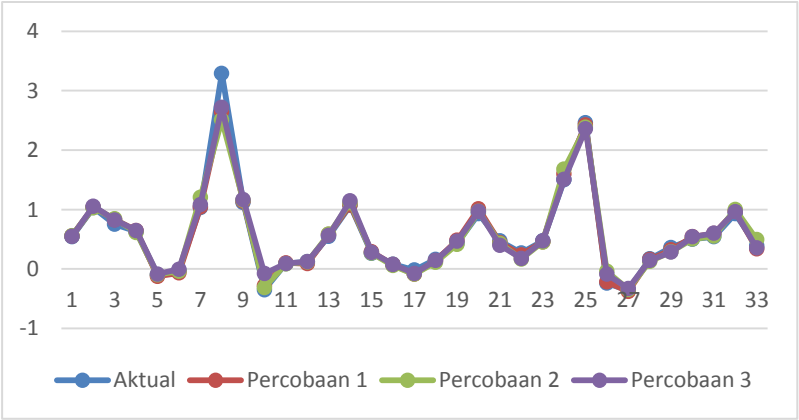
- Model [8-10-1]



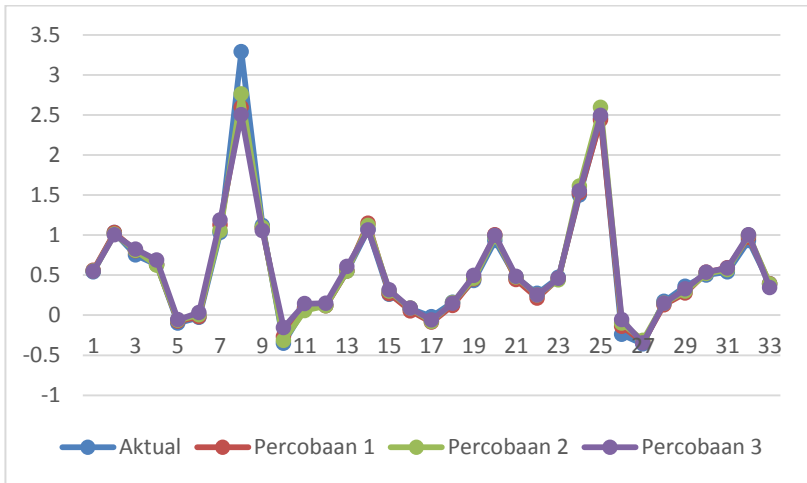
• Model [8-11-1]



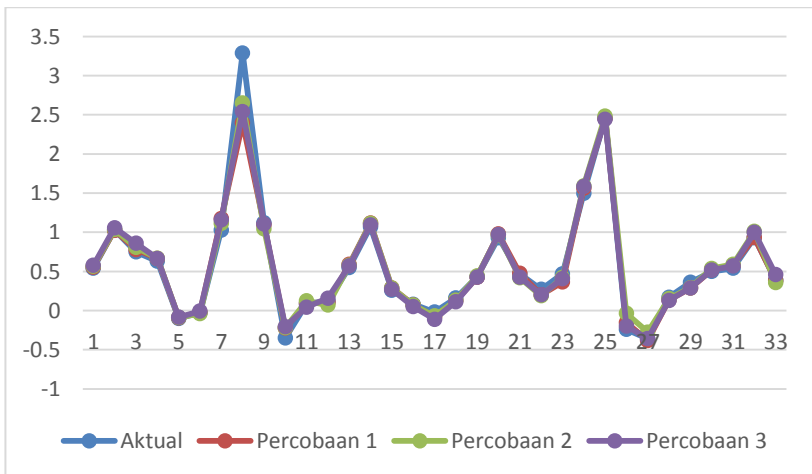
• Model [8-12-1]



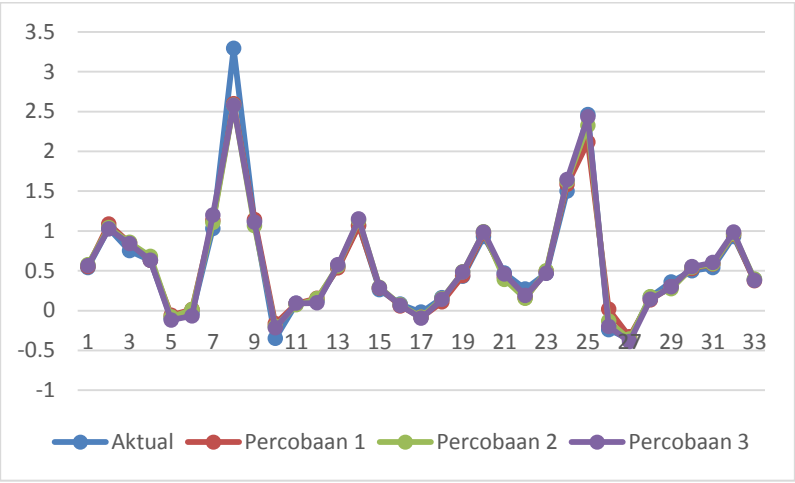
- Model [8-13-1]



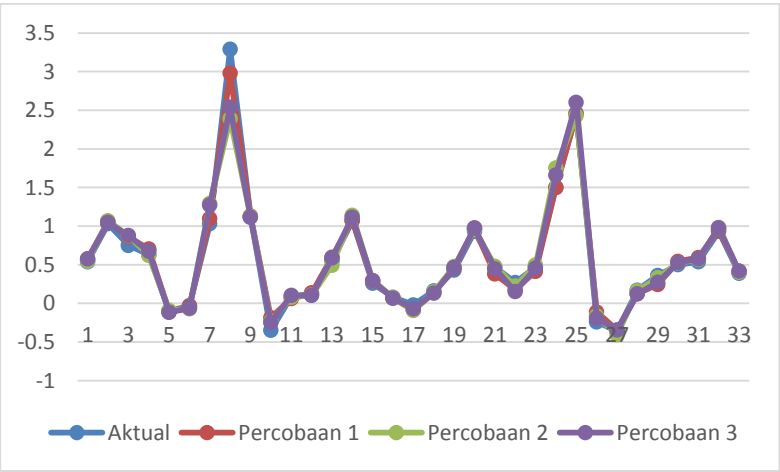
- Model [8-14-1]



- Model [8-15-1]



- Model [8-16-1]



DAFTAR PUSTAKA

- [1] “Bank Indonesia,” Bank Indonesia, 2013. [Online]. Available:
<http://www.bi.go.id/id/moneter/inflasi/pengenalannya/Contents/Default.aspx>. [Diakses 30 09 2015].
- [2] Bank Inonesia, “Laju Inflasi Beberapa Negara Kawasan,” Bank Indonesia, Jakarta, 2013.
- [3] Bank Indonesia, “Penetapan Target Inflasi,” 2013. [Online]. Available:
<http://www.bi.go.id/id/moneter/inflasi/bi-dan-inflasi/Contents/Penetapan.aspx>. [Diakses 01 10 2015].
- [4] Kementerian Keuangan Republik Indonesia, “PERATURAN MENTERI KEUANGAN REPUBLIK INDONESIA NO 66 TENTANG SASARAN INFLASI INDONESIA,” Kementerian Keuangan Republik Indonesia, Jakarta, 2012.
- [5] S. MOSHIRI dan N. CAMERON, “Neural Network Versus Econometric Models in Forecasting,” *Journal of Forecasting*, vol. 19, pp. 201-217, 2000.
- [6] A. Tripenna, “Peramalan Indeks Harga Konsumen dan Inflasi Indonesia dengan Metode Arima Box-Jenkins,” Maret 2011. [Online]. Available:
<http://download.portalgaruda.org>. [Diakses 01

October 2015].

- [7] D. Enke dan N. Mehdiyev, "A Hybrid Neuro-fuzzy Model to Forecast Inflation," dalam *Conference Organized by Missouri University of Science and Technology*, Philadelphia, 2014.
- [8] Dwi Ayu Lusia, Suhartono, Peramalan Inflasi dengan Metode Weighted Fuzzy Time Series, Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2011.
- [9] J. E. Hanke dan D. W. Wichern, Business Forecasting 9th edition, Prentice Hall, 2009.
- [10] S. Makrikadis, S. C. Wheelwright dan R. J. Hyndman, Forecasting : Methods and Applications 3rd edition, John Wiley & Sons, 1998.
- [11] S. Makridakis, Metode dan Aplikasi Peramalan, Jakarta: Airlangga, 1998.
- [12] S. N. Sivanandam dan M. Paulraj, Introduction to Artificial Neural Network, New Delhi: Vikas Publishing House, 2009.
- [13] S. Samarasinghe, Neural Network for Applied Sciences and Engineering, Aurebach Publication, 2006.
- [14] H. D. d. M. Beale, Neural Network Toolbox User's Guide, The Math Works, Inc, 2000.
- [15] D. T. Larose, Discovering Knowledge in Data, United States: Wiley-Interscience, 2004.

- [16] W. Anggraeni, “Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan untuk Peramalan Permintaan Barang,” *Jurusan Sistem Informasi ITS*, vol. V, pp. 99-105, 2006.
- [17] H. Demuth dan M. Beale, *Neural Network Toolbox User's Guide*, Mathworks, Inc, 200.
- [18] Badan Pusat Statistik, “Konsep Inflasi,” 2015. [Online]. Available: <http://www.bps.go.id/Subjek/view/id/3>. [Diakses 01 October 2015].
- [19] Badan Pusat Statistik, “Konsep Indeks Harga Perdagangan Besar,” Badan Pusat Statistik, 2015. [Online]. Available: <http://www.bps.go.id/index.php/subjek/20>. [Diakses 02 October 2015].
- [20] J. H. d. M. Kamber, *Data Mining Concept and Techniques*, San Fransisco: Morgan Kaufman, 2006.
- [21] A.Purnama, *Pendekatan Artificial Neural Network Dalam Pemodelan Pergerakan Harga Saham*, Jakarta: Fakultas Ekonomi UI, 2010.

BIODATA PENULIS



Penulis lahir di Jakarta pada tanggal 11 Desember 1994 ini merupakan anak kedua dari tiga bersaudara. Penulis telah menempuh pendidikan formal di SD Santa Patricia Tangerang, SMP Strada Santa Maria 1 Tangerang, dan SMA Negeri 1 Tangerang. Setelah selesai menempuh pendidikan SMA, penulis melanjutkan pendidikan di Jurusan Sistem Informasi FTIF-ITS dan menjadi mahasiswa Sistem Informasi tahun angkatan 2012. Selama menempuh pendidikan kuliah, penulis aktif dalam berorganisasi, dibuktikan dengan menjadi staff Kesejahteraan Mahasiswa, Himpunan Mahasiswa Sistem Informasi. Penulis juga aktif dalam kegiatan kepanitiaan ormawa seperti ITS Expo dan IS Expo. Dalam bidang akademik, penulis juga aktif dibuktikan dengan menjadi asisten praktikum perencanaan sumber daya perusahaan dan asisten simulasi sistem. Pada semester tujuh perkuliahan, penulis mulai mengerjakan Tugas Akhir di Laboratorium Rekayasa Data dan Intelektualitas Bisnis, di bawah bimbingan Bapak Edwin Riksakomara, S.Kom., M.T., penulis mengambil topik mengenai teknik peramalan. Semoga penulisan Tugas Akhir ini mampu memberikan kontribusi positif bagi semua pihak terkait